

**Zürcher Hochschule für Angewandte Wissenschaften
ZHAW**

**School of Management and Law
Abteilung Banking, Finance, Insurance**

Bachelor of Science in Business Administration
Studienrichtung Banking and Finance

Bachelorarbeit

***Volatilitätsprognosen mit historischen Daten
für den Aktienmarkt Schweiz von 1995 bis 2015***

Vorgelegt von:

Benjamin Schweizer

Grundstrasse 45, 8405 Winterthur

schweben@students.ch

Matrikelnummer: 12-463-634

Eingereicht bei:

Dr. Thomas Gramespacher

Dozent Banking & Finance

Winterthur, 23. Mai 2016

I. Wahrheitserklärung

„Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig, ohne Mithilfe Dritter und nur unter Benützung der angegebenen Quellen verfasst habe und dass ich ohne schriftliche Zustimmung der Studiengangleitung keine Kopien dieser Arbeit an Dritte aushändigen werde.“

Gleichzeitig werden sämtliche Rechte am Werk an die Zürcher Hochschule für angewandte Wissenschaften (ZHAW) abgetreten. Das Recht auf Nennung der Urheberschaft bleibt davon unberührt.

Benjamin Schweizer

.....

II. Herausgabeerklärung des Dozierenden

Herausgabe¹⁾ der Bachelor-Arbeit „Volatilitätsprognosen mit historischen Daten für den Aktienmarkt Schweiz von 1995 bis 2015“

Die vorliegende Bachelor-Arbeit wird

- ☐ nicht herausgegeben.
- ☐ nicht herausgegeben werden bis ins Jahr .
- ☐ für eine uneingeschränkte Herausgabe freigegeben.

,
(Ort, Datum)

.....
(Unterschrift des Dozierenden)

¹⁾ Unter "Herausgabe" wird sowohl die Einsichtnahme im Hause wie auch die Ausleihe bzw. die Abgabe zu Selbstkostenpreisen verstanden.

III. Management Summary

Ausgangslage:

Für die Bewertung von Finanzderivaten wird die Volatilität verwendet. Deshalb befassen sich bereits diverse Forscher mit unterschiedlichen Prognosemöglichkeiten für die Volatilität. Die verschiedenen Untersuchungen zeigten jedoch keine übereinstimmenden Ergebnisse. Daher werden in dieser Arbeit fünf verschiedene Prognosemodelle miteinander verglichen und bezüglich Prognosegenauigkeit untersucht.

Ziel:

Ziel der Arbeit ist es, folgende Fragestellung zu diskutieren und zu beantworten:

Welche Methode liefert die zuverlässigsten Prognosen für die Volatilität in unterschiedlichen Marktphasen des Schweizer Aktienmarktes von 1995 bis 2015?

Die Arbeit richtet sich an Studierende und Fachpersonen aus dem Bereich Banking and Finance. Sie soll Entscheidungsträgern Argumente liefern, um sich für eine Prognosemethode zu entscheiden. Weiter soll sie als Anregung dienen zu weiteren Untersuchungen in anderen Märkten oder in anderen Zeitabschnitten.

Vorgehen:

Es werden die prognostizierten Volatilitäten von fünf Modellen miteinander verglichen. Dabei wird untersucht, bei welchem Modell die Abweichung zur effektiven Volatilität am Geringsten ist. Es werden drei unterschiedliche Phasen analysiert, welche sich in der Volatilitätsstärke unterscheiden. Aus den Daten des Swiss Performance Index von 1995 bis 2015 werden Zeitabschnitte tiefer, hoher und wechselnder Volatilität gebildet. Zudem wird untersucht, wie stark die durchschnittlichen absoluten Differenzen pro Marktphase voneinander abweichen.

Ergebnisse:

Die Resultate für den untersuchten Zeitraum zeigen, dass die Modelle EWMA und GARCH die Tagesvolatilität genauer vorhersagen als die Modelle LongTime, SMA 60 und WMA 60. Weiter wird deutlich, dass die Bestimmung der GARCH-Parameter grossen Einfluss auf die Ergebnisse des Modells hat. Zudem wird festgestellt, dass das GARCH-Modell die konstantesten Prognosen liefert und die Abweichungen der unterschiedlichen Marktphasen am wenigsten divergieren.

Fazit:

Es wird festgehalten, dass die gewonnenen Erkenntnisse nicht für allgemeingültig erklärt werden dürfen, sondern nur für den Swiss Performance Index im gewählten Zeitraum gelten. Es wäre interessant, ob für ein anderes Wertpapier oder an einem anderen Börsenplatz die Resultate bestätigt oder widerlegt werden, dies ist jedoch nicht Gegenstand dieser Arbeit.

Handlungsempfehlung:

Für die Modellauswahl zur Volatilitätsprognosebildung wird bei bleibender tiefer Volatilität das Modell der exponentiell gewichteten gleitenden Durchschnitte empfohlen. Bei wechselnder oder hoher Volatilität wird zur Verwendung des GARCH-Ansatzes geraten, da damit die zuverlässigsten Prognosen erzielt werden. Die Arbeit zeigt, dass die unterschiedlichen Modelle Stärken und Schwächen aufweisen und dies bei der Modellauswahl berücksichtigt werden muss.

Inhaltsverzeichnis

I.	WAHRHEITSERKLÄRUNG	II
II.	HERAUSGABEERKLÄRUNG DES DOZIERENDEN	III
III.	MANAGEMENT SUMMARY	IV
IV.	TABELLENVERZEICHNIS.....	VII
V.	ABBILDUNGSVERZEICHNIS.....	VII
VI.	ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS.....	VIII
1.	EINLEITUNG.....	1
1.1.	MOTIVATION	2
1.2.	FRAGESTELLUNG.....	3
1.3.	ZIELPUBLIKUM	3
1.4.	VORGEHEN	3
2.	DATEN.....	4
2.1.	BESCHAFFUNG DER DATEN	4
2.2.	BESCHREIBUNG DER DATEN	4
2.2.1.	<i>Plausibilitätskontrolle.....</i>	<i>6</i>
2.2.2.	<i>Analyse der Daten.....</i>	<i>8</i>
2.3.	DEFINITION VOLATILITÄT.....	10
2.4.	EINTEILUNG IN KATEGORIEN.....	11
2.4.1.	<i>Phasen tiefer Volatilität.....</i>	<i>13</i>
2.4.2.	<i>Phasen hoher Volatilität.....</i>	<i>13</i>
2.4.3.	<i>Phasen wechselnder Volatilität.....</i>	<i>13</i>
2.4.4.	<i>Langzeitphasen.....</i>	<i>14</i>
3.	METHODEN.....	15
3.1.	LANGFRISTIGER DURCHSCHNITT (LONGTIME).....	15
3.2.	EINFACHER GLEITENDER DURCHSCHNITT (SMA 60)	15
3.3.	GEWICHTETER GLEITENDER DURCHSCHNITT (WMA 60)	16
3.4.	EXPONENTIELL GEWICHTETER GLEITENDER DURCHSCHNITT (EWMA)	17
3.5.	VERALLGEMEINERTE AUTOREGRESSIVE BEDINGTE HETEROSKEDASTIZITÄT (GARCH)	18
3.6.	MAXIMUM-LIKELIHOOD-METHODE	20
4.	ERGEBNISSE.....	22
4.1.	DEFINITION DER VERGLEICHSGRÖSSE.....	22
4.2.	VERGLEICH DER PROGNOSEN MIT EFFEKTIVEN WERTEN	22
4.3.	UNTERTEILUNG DES BEOBSACHTUNGSZEITRAUMES IN KÜRZERE ABSCHNITTE UND AUSWIRKUNGEN....	23
4.4.	RESULTATE DER UNTERSCHIEDLICHEN KATEGORIEN	25
4.4.1.	<i>Resultate der Phasen tiefer Volatilität.....</i>	<i>25</i>
4.4.2.	<i>Resultate der Phasen hoher Volatilität.....</i>	<i>26</i>
4.4.3.	<i>Resultate der Phasen wechselnder Volatilität.....</i>	<i>28</i>
4.5.	AUSWERTUNG DER KATEGORIEN UND LANGZEITPHASEN	29
4.6.	GRAFISCHE DARSTELLUNG DER ABWEICHUNGEN FÜR DEN ZEITRAUM 28. JUNI 2011 – 23. FEBRUAR 2012	31
4.7.	SENSITIVITÄT DER MODELLE UND VERZÖGERUNGSEFFEKT	35
5.	FAZIT	37
5.1.	ERKENNTNISSE.....	37
5.2.	HANDLUNGSEMPFEHLUNG	39
VII.	LITERATURVERZEICHNIS.....	IX
VIII.	ANHANG	XI

IV. Tabellenverzeichnis

TABELLE 2.1: TAGE MIT ABSOLUTER STETIGER RENDITE GRÖßER ALS SECHS PROZENT	6
TABELLE 4.1: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN DER MODELLE UND DURCHSCHNITTliche VOLATILITÄT VON 1995 BIS 2015.....	23
TABELLE 4.2: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN DER MODELLE IN 7 JAHRES ABSCHNITTEN, DIVERGENZ DER ABWEICHUNGEN UND DURCHSCHNITTliche VOLATILITÄT	23
TABELLE 4.3: UNTERSCHIEDLICHE WERTE FÜR DIE PARAMETER AUFGRUND UNTERSCHIEDLICHER DATENBASIS	24
TABELLE 4.4: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN DER MODELLE, DIVERGENZ DER ABWEICHUNGEN UND DURCHSCHNITTliche VOLATILITÄT IN PHASEN TIEFER VOLATILITÄT.....	25
TABELLE 4.5: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN DER MODELLE, DIVERGENZ DER ABWEICHUNGEN UND DURCHSCHNITTliche VOLATILITÄT IN PHASEN HOHER VOLATILITÄT.....	27
TABELLE 4.6: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN DER MODELLE, DIVERGENZ DER ABWEICHUNGEN UND DURCHSCHNITTliche VOLATILITÄT IN PHASEN WECHSELNDER VOLATILITÄT	28
TABELLE 4.7: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN DER MODELLE, STABILITÄTSFAKTOREN UND DURCHSCHNITTliche VOLATILITÄT ÜBER UNTERSCHIEDLICHE KATEGORIEN.....	30
TABELLE 5.1: ENTSCHEIDUNGSMATRIX FÜR MODELLWAHL	39

V. Abbildungsverzeichnis

ABBILDUNG 2.1: TÄGLICHE SCHLUSSKURSE DES SWISS PERFORMANCE INDIZES VON ANFANG 1988 BIS FEBRUAR 2016	4
ABBILDUNG 2.2: STETIGE TAGESRENDITEN ÜBER DEN GESAMTEN BEOBACHTUNGSZEITRAUM DER ROHDATEN	5
ABBILDUNG 2.3: CHART SPI 22.11.1990 – 07.12.1990	7
ABBILDUNG 2.4: CHART SPI 25.07.1991 – 09.08.1991	7
ABBILDUNG 2.5: STETIGE TAGESRENDITEN ÜBER DEN GESAMTEN BEOBACHTUNGSZEITRAUM DER BEREINIGTEN DATEN	8
ABBILDUNG 2.6: VERTEILUNG DER TÄGLICHEN STETIGEN RENDITEN DES GESAMTEN BEOBACHTUNGSZEITRAUMES UND DIE NORMALVERTEILUNGSKURVE.....	9
ABBILDUNG 2.7: ABSOLUTE TÄGLICHE RENDITEN ÜBER DEN GESAMTEN BEOBACHTUNGSZEITRAUM	10
ABBILDUNG 2.8: TAGESVOLATILITÄT DER RENDITEN DER VERGANGEN 60 HANDELSTAGE ÜBER DEN GESAMTEN BEOBACHTUNGSZEITRAUM.....	11
ABBILDUNG 2.9: VERTEILUNG DER TÄGLICHEN VARIANZ VON JANUAR 1988 BIS FEBRUAR 2016 UND DIE GAMMAVERTEILUNGSKURVE	12
ABBILDUNG 4.1: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN IN PHASEN TIEFER VOLATILITÄT	26
ABBILDUNG 4.2: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN IN PHASEN HOHER VOLATILITÄT	27
ABBILDUNG 4.3: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN IN PHASEN WECHSELNDER VOLATILITÄT	29
ABBILDUNG 4.4: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN PRO MARKTPHASE SORTIERT NACH MODELLEN	30
ABBILDUNG 4.5: DURCHSCHNITTliche ABWEICHUNGEN PRO MODELL SORTIERT NACH MARKTPHASEN	31
ABBILDUNG 4.6: VERGLEICH DER PROGNOSEN FÜR DEN ZEITRAUM 28.06.2011 – 23.02.2012	32

ABBILDUNG 4.7: VERGLEICH DER ABWEICHUNGEN DER PROGNOSEN FÜR DEN ZEITRAUM 28.06.2011 – 23.02.2012	33
ABBILDUNG 4.8: KUMULIERTE ABWEICHUNGEN DER PROGNOSEN FÜR DEN ZEITRAUM 28.06.2011 – 23.02.2012	34
ABBILDUNG 4.9: PROGNOSEN, EFFEKTIVE VOLATILITÄT, HISTORISCHE VOLATILITÄT UND ABSOLUTE RENDITEN IM ZEITRAUM 29.12.2006 – 31.03.2007	35
ABBILDUNG VIII.1: CHART SPI 09.10.1989 – 23.10.1989	XI
ABBILDUNG VIII.2: CHART SPI 31.07.1990 – 11.08.1990	XI
ABBILDUNG VIII.3: CHART SPI 12.08.1991 – 26.08.1991	XII
ABBILDUNG VIII.4: CHART SPI 29.09.1998 – 13.10.1998	XII
ABBILDUNG VIII.5: CHART SPI 04.09.2001 – 18.09.2001	XIII
ABBILDUNG VIII.6: CHART SPI 29.09.2008 – 17.10.2008	XIII
ABBILDUNG VIII.7: CHART SPI 08.01.2015 – 22.01.2015	XIV

VI. Abkürzungsverzeichnis

ABW	Abweichung
BDH	Bloomberg Data History
eff.	effektiv
EWMA	Exponentially Weighted Moving Average
GARCH	Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedazity
LongTime	Langfristiger Durchschnitt
max.	maximale
min.	minimale
prog.	prognostiziert
SMA	Single Moving Average
SPI	Swiss Performance Index
Var	Varianz
Vola	Volatilität
WMA	Weighted Moving Average

1. Einleitung

Volatilität ist die Schwankungsbreite einer Zeitreihe. Diverse Autoren beschäftigen sich mit den unterschiedlichen Prognosemöglichkeiten für die Vorhersage der Volatilität. Deren Ergebnisse weichen voneinander ab.

Stephen Figlewski veröffentlichte im Jahre 1994 seine Untersuchungen zur Vorhersage der Volatilität mit historischen Daten. Er kam zu dem Ergebnis, dass die langfristige Volatilität aus der Vergangenheit die besten Prognosen liefert, sowohl für die kurzfristige, als auch für die langfristige Volatilität. Als Kritikpunkt an den GARCH-Modellen wird die vergleichbar schwierige Nutzbarkeit aufgrund der Parameterbestimmung erwähnt. Zudem seien die erzielten Resultate weniger genau als einfache Volatilitätschätzer. Als Datenbasis dienten die 3-monatigen und die 20-jährigen US-Staatsanleihen, der Aktienindex Standard & Poor's 500 und der Wechselkurs zwischen der Deutschen Mark und dem Amerikanischen Dollar (Figlewski, 1994, Seite 31).

Steven Freund und Shin-Herng Chu (1996) untersuchten Schätzverfahren für die Volatilität von Optionen auf Aktienindizes. Sie kamen zu dem Schluss, dass ein GARCH-Modell geeigneter ist als die gleitenden Durchschnittsmodelle und dass die Fehlbewertungen der Preise von Optionen dadurch kleiner sind. Allerdings fanden sie heraus, dass Optionen mit der Methode der impliziten Volatilität noch besser zu bewerten sind.

Peter Hansen und Asger Lunde (2005) untersuchten, ob es ein exakteres Vorhersagemodell für die Volatilität gibt als den GARCH(1,1) Ansatz. Dies wurde sowohl mit den Wechselkursen zwischen der ehemaligen Deutschen Mark und dem Amerikanischen Dollar, als auch den Schlusskursen der Aktie des Technologiegiganten IBM geprüft. Die Studie kam zu einem geteilten Ergebnis, da andere Modelle bei den Aktienkursen dem GARCH(1,1) Ansatz überlegen waren. Bei der Prognose der Volatilität der Wechselkurse konnte jedoch kein anderes Modell die Nullhypothese „Nichts schlägt ein GARCH(1,1)“ widerlegen. Veröffentlicht wurde diese Untersuchung im Journal of Applied Econometrics unter dem Titel: „A forecast comparison of volatility models: does anything beat a GARCH(1,1)?“.

Auch Louis Ederington von der University of Oklahoma und Wei Guan von der University of South Florida St. Petersburg tätigten Untersuchungen im Bereich Volatilitätsprognosen (2004). Dabei kamen sie zu dem Ergebnis, dass ein GARCH-Modell generell bessere Prognosen liefert als ein exponentiell gewichtetes Modell. Allerdings können

noch bessere Vorhersagen mit einem von Ihnen entwickelten nicht-linearen Modell getroffen werden, auf welches in dieser Arbeit allerdings nicht weiter eingegangen wird.

In einer weiteren Untersuchung von Paulo Monteiro mit dem Titel „Forecasting Hedge Funds Volatility: A Risk Management Approach“ wurde festgehalten, dass für Hedge Funds mit einem exponentiell gewichteten, gleitenden Durchschnitt bessere Vorhersagen für die Volatilität gemacht werden als mit einem GARCH-Ansatz (2004). Allerdings wird in der genannten Arbeit auch erwähnt, dass dies bei klassischen Wertpapieren wie Aktien nicht der Fall sei und somit dort der GARCH überlegen sein müsste.

Gegenstand dieser Arbeit ist es unterschiedliche Prognosemodelle auf den Schweizer Aktienmarkt anzuwenden und deren Resultate zu vergleichen. Ziel ist es herauszufinden, welche Methode die Geeignetste ist und ob dies in den vergangenen Jahren stets dieselbe war.

1.1. Motivation

Da die zukünftige Volatilität an den Finanzmärkten eine wichtige Rolle einnimmt und diese Kennzahl in der Gegenwart jedoch eine unbekannte Grösse ist, sind Prognosemodelle dafür ein äusserst interessantes Thema. Um Finanzderivate zu bewerten, wird in diversen Formeln die Volatilität benötigt. In der bekannten Formel von Fischer Black und Myron Scholes, welche zur Bewertung von Call-Optionen verwendet werden kann, muss die Volatilität als Parameter geschätzt werden. Ansonsten kann die Formel nicht angewandt werden (Black und Scholes, 1973, S. 639).

Beim Handel mit Finanzderivaten spielt die Volatilität somit eine zentrale Rolle. Insbesondere für Banken und andere Finanzintermediäre, welche Market-Making betreiben, ist eine genaue Schätzung der Volatilität unerlässlich. Market-Making bedeutet, dass sich ein Finanzdienstleister dazu verpflichtet, sowohl Kaufkurse als auch Verkaufskurse an der Börse zu stellen (O'Hara & Oldfield, 1986, S. 361). Dies stellt für Investoren eine bedingte Sicherheit dar, da sie die Wertpapiere jederzeit verkaufen können. Das Risiko, auf plötzlich unerwünschten Börsentiteln sitzen zu bleiben, wird so für den Anleger reduziert.

Viele Asset Management Gesellschaften bieten für ihre eigenen Produkte ein Market-Making an. Der Autor dieser Arbeit ist im Bankensektor tätig und zieht einen beruflichen Wechsel in das Asset Management nach abgeschlossenem Bachelorstudium in Erwägung. Daher ist er motiviert sich mit den unterschiedlichen Modellen der Volatilitätsprognosen auseinander zu setzen.

1.2. Fragestellung

Aus dem breiten Thema „Volatilitätsprognosen mit historischen Daten“ wurde eine Forschungsfrage definiert. Die Konzentration liegt auf dem Aktienmarkt Schweiz, welcher mit dem Swiss Performance Index gemessen wird. Analysiert wird der Zeitraum von 1995 bis 2015, unterteilt in verschiedene Kategorien. Dabei wird unterschieden, ob sich der Markt in einer stark oder schwach volatilen Phase oder in einer Phase wechselnder Volatilität befindet. Es wurde entschieden, dass Prognosen unterschiedlicher Modelle miteinander verglichen werden sollen. Ziel ist es herauszufinden, welche Modelle die besten Prognosen liefern. Es resultiert folgende Forschungsfrage:

„Welche Methode liefert die zuverlässigsten Prognosen für die Volatilität in unterschiedlichen Marktphasen des Schweizer Aktienmarktes von 1995 bis 2015?“

1.3. Zielpublikum

Diese Arbeit richtet sich an Studierende und Fachpersonen aus dem Bereich Banking and Finance. Sie soll Entscheidungsträgern Argumente liefern sich für eine Prognosemethode zu entscheiden. Weiter soll sie als Anregung zu weiteren Untersuchungen in anderen Märkten oder zu anderen Zeitabschnitten oder mit anderen Finanzinstrumenten bieten.

1.4. Vorgehen

Zuerst werden die Daten beschafft, auf ihre Korrektheit überprüft und mit statistischen Kennzahlen beschrieben. Dies soll dem Leser dieser Arbeit ein erstes Verständnis geben für die Daten und das Thema Volatilität und als Grundlage für spätere Analysen dienen. Es wird aufgezeigt, dass die Volatilität unterschiedlich stark war und dass es Phasen mit erhöhter und Phasen mit tiefer Volatilität gab.

Anschliessend werden die unterschiedlichen Methoden zur Bildung einer Volatilitätsprognose diskutiert. In einem nächsten Schritt werden die Methoden auf die gesammelten Daten angewendet.

Zum Schluss werden Prognosen mit der effektiven Volatilität und die unterschiedlichen Methoden auf Ihre Abweichungen verglichen. Somit kann ermittelt werden, welche Methode die genauesten Prognosen liefert.

2. Daten

In diesem Kapitel wird die Beschaffung der Daten erläutert. Darauf folgt eine Beschreibung der Daten mit einer Plausibilitätskontrolle und einer Datenanalyse. Anschliessend wird der Begriff Volatilität definiert und es werden für die späteren Vergleiche Kategorien der Volatilitätsstärke gebildet.

2.1. Beschaffung der Daten

Die Daten werden mit der Bloomberg Data History (BDH) Funktion via Excel Add-In abgerufen. Bei dieser Funktion müssen nur vier Werte mitgegeben werden: das Wertpapier, das gewünschte Feld der Datenbank, das Startdatum und das Enddatum. In diesem Fall kann folgende Formel verwendet werden:

$$=BDH(„SPI Index“; „PX Last“; „31.12.1987“; „29.02.2016“)$$

Die erhaltenen Werte werden in Excel gespeichert und zu einem späteren Zeitpunkt weiterverarbeitet.

2.2. Beschreibung der Daten

Datenbasis sind die täglichen Schlusskurse des Swiss Performance Index. Eine grafische Darstellung der Daten sieht folgendermassen aus:

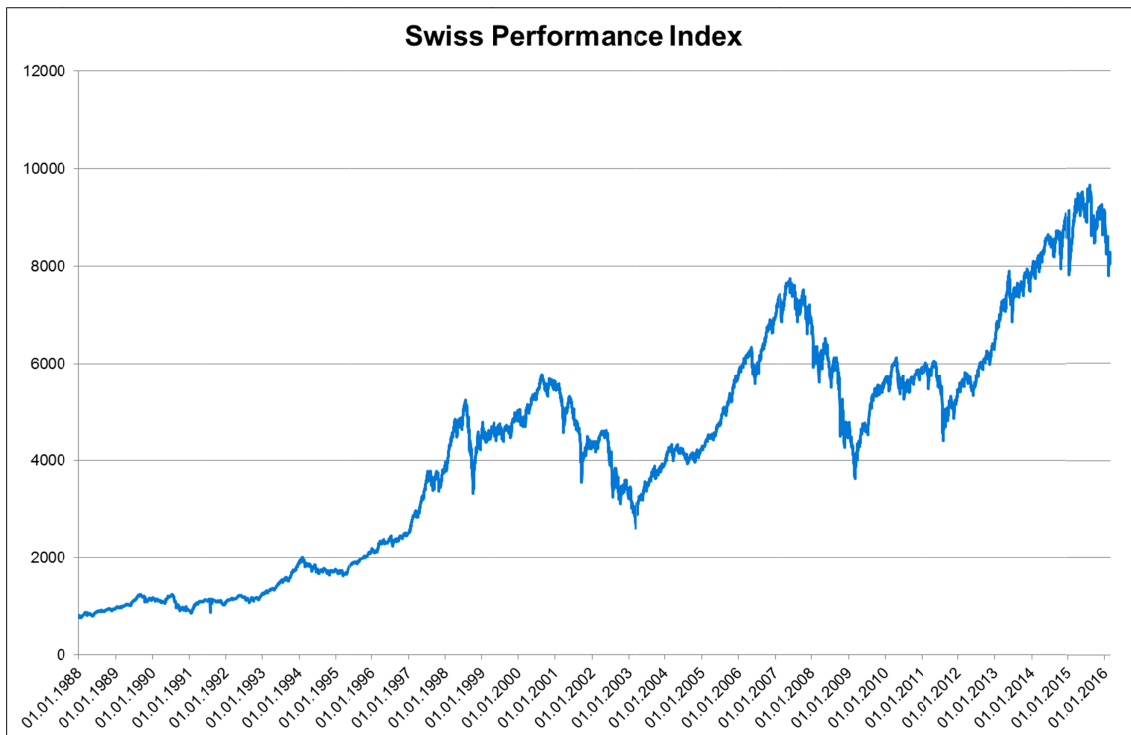


Abbildung 2.1: Tägliche Schlusskurse des Swiss Performance Indizes von Anfang 1988 bis Februar 2016

Es ist gut zu erkennen, dass der Index in den 27 Jahren sehr stark angestiegen ist. Massive Rückschläge fanden allerdings immer wieder statt. Zum Beispiel im März 2003 sank der Index auf rund 2600 Punkte, was weniger als der Hälfte von den Werten von zwei Jahren zuvor entspricht. Diese Kursrückschläge stellen für Investoren ein Risiko dar, weil dadurch ihr Vermögen reduziert werden kann. Dennoch sieht es insgesamt sehr attraktiv aus, um in den Swiss Performance Index zu investieren, denn die grossen Kursrückgänge wurden wieder aufgeholt. Dies bedeutet für Investoren, dass man über einen genügend langen Anlagehorizont verfügen sollte, damit allfällige Kursverluste wieder gut gemacht werden können. Ob dies allerdings auch in Zukunft so sein wird, ist ungewiss.

Um die Daten auf Ihre Korrektheit zu prüfen, werden die täglichen Renditen gebildet. Dies erfolgt mit folgender Formel:

$$Rendite_t = r_t = \ln \frac{SPI_t}{SPI_{t-1}}$$

Die daraus resultierenden Ergebnisse werden in einer Tabelle aufgeführt und werden ebenfalls grafisch dargestellt. Tage, an denen das Kapital der Investoren vermehrt wurde, werden durch Ausschläge oberhalb von Null angezeigt und Tage an denen das Vermögen verkleinert wurde durch Schwankungen in dem negativen Bereich. Dabei sind einzelne Ausreisser besonders gut sichtbar:

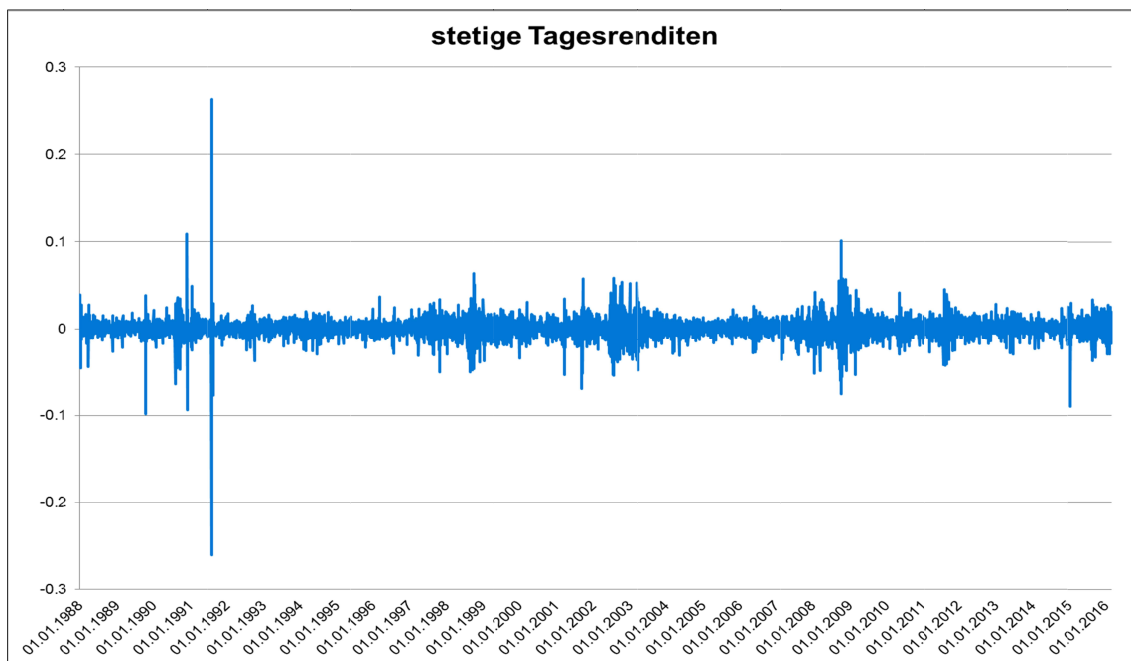


Abbildung 2.2: Stetige Tagesrenditen über den gesamten Beobachtungszeitraum der Rohdaten

Auffallend sind zwei extreme Ausschläge im Jahre 1991 von mehr als plus, respektive minus 25 Prozent innerhalb kurzer Zeit. Da dies nicht alltäglich ist und diese Ausschlä-

ge weit mehr als doppelt so hoch sind als diejenigen der vergangenen Finanzkrise von 2008 wird beschlossen, die Daten zu plausibilisieren.

2.2.1. Plausibilitätskontrolle

Um die starken Schwankungen auf Ihre Korrektheit zu überprüfen, werden in einer neuen Spalte aus den täglichen stetigen Renditen die absoluten Werte gebildet.

$$\text{absolute Rendite}_t = |r_t|$$

Die Daten werden anschliessend so gefiltert, dass nur noch die Renditen grösser als sechs Prozent angezeigt werden. Diese Werte wurden darauf mit einer zweiten Datenquelle, dem Charttool von der Internetseite finanzen.ch, verglichen (Finanzen.ch, 2016). Die zu überprüfenden Indexstände und dazugehörenden Renditen werden in folgender Tabelle dargestellt:

Tag	Indexstand	r	r
16.10.1989	1073.90	-0.09853	0.09853
06.08.1990	1073.00	-0.06372	0.06372
29.11.1990	989.80	0.10808	0.10808
30.11.1990	901.30	-0.09366	0.09366
01.08.1991	865.50	-0.26072	0.26072
02.08.1991	1125.80	0.26294	0.26294
19.08.1991	1040.20	-0.07721	0.07721
06.10.1998	3527.86	0.06336	0.06336
11.09.2001	3955.34	-0.06904	0.06904
06.10.2008	5369.22	-0.06012	0.06012
10.10.2008	4487.20	-0.07523	0.07523
13.10.2008	4961.89	0.10056	0.10056
15.01.2015	8284.45	-0.08968	0.08968

Tabelle 2.1: Tage mit absoluter stetiger Rendite grösser als sechs Prozent

Es wird jeweils ein Zeitraum von ca. 7 Tagen vor und 7 Tage nach dem zu überprüfenden Datum gewählt und ein entsprechender Chart gezeichnet. Im Anhang sind die entsprechenden Abbildungen zu sehen. Bei der Überprüfung der Grafiken wird festgestellt, dass zwei der Indexstände inkorrekt sind. Der ausgewiesene Wert von 989.8 Indexpunkten für den 29. November 1990 kann nicht plausibilisiert werden. Abbildung 2.3 zeigt den Indexverlauf vom 22. November 1990 bis zum 7. Dezember 1990. Bei Betrachtung der Grafik wird ersichtlich, dass der Index Ende November nicht bei 989.8 Punkten lag. Es wird vermutet, dass der Index bei 889.8 Punkten stand. Dies würde einer Differenz von exakt 100 Indexpunkten entsprechen. Wie es allerdings zu einem solchen Fehler kommen konnte, bleibt unklar. Jedoch kann die Korrektheit der hohen Renditen von

plus 10.8 Prozent am 29. November und minus 9.4 Prozent am darauffolgenden Tag ausgeschlossen werden.



Abbildung 2.3: Chart SPI 22.11.1990 – 07.12.1990 (Finanzen.ch, 2016)

Auch der Indexstand von 865.5 Punkten für den 1. August 1991 kann nicht plausibilisiert werden. Abbildung 2.4 zeigt den Swiss Performance Index vom 25. Juli 1991 bis zum 9. August 1991. Es ist deutlich erkennbar, dass der Index in dieser Zeit nie unter 1000 Punkten lag.

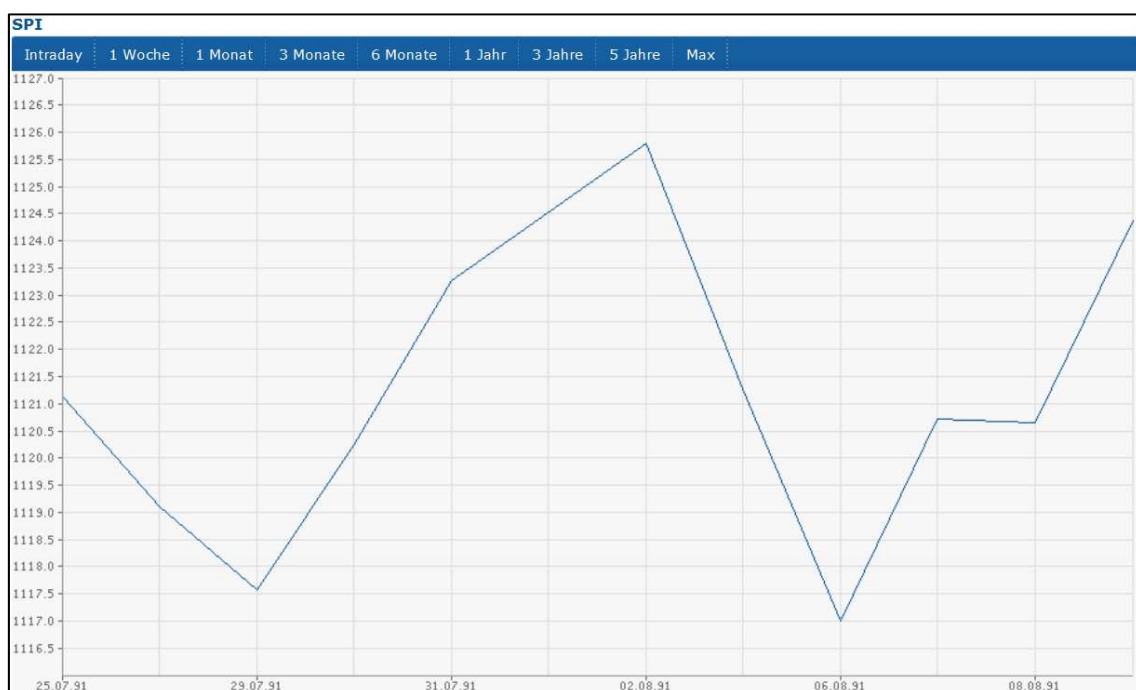


Abbildung 2.4: Chart SPI 25.07.1991 – 09.08.1991 (Finanzen.ch, 2016)

Weil am 1. August der Nationalfeiertag der Schweiz ist, fand an besagtem Datum kein Handel an der Schweizer Börse statt. Speziell ist, dass an diesem 1. August grössere Feierlichkeiten als in anderen Jahren stattgefunden haben, weil damals 700 Jahre Eidgenossenschaft gefeiert wurde.

Weil die beiden Indexstände vom 29. November 1990 und 1. August 1991 nicht plausibilisiert werden können, werden die Werte dieser beiden Tage aus dem Excel gelöscht. Anschliessend können die Renditen neu gerechnet werden und vier der grossen Schwankungen sind anschliessend nicht mehr vorhanden.

2.2.2. Analyse der Daten

Die Abbildung 2.5 der stetigen Renditen mit bereinigten Daten zeigt ein deutlicheres Bild als die erste Grafik (Abbildung 2.2). In der Grafik mit den bereinigten Daten ist erkennbar, dass es in dem Zeitraum von 1988 bis 2016 mehr starke Ausschläge nach unten als nach oben gegeben hat. Dies bedeutet, dass an der Schweizer Börse jeweils öfters an einem einzelnen Handelstag viel Geld verloren wurde, als an einem einzelnen Tag gewonnen wurde. Weiter ist erkennbar, dass es Phasen mit schwachen Ausschlägen gab (zum Beispiel von 1992 bis 1996) und andere Phasen, in denen es immer wieder zu starken Schwankungen gekommen ist (2002 bis 2003). Die starken Ausschläge können mit den Werten aus der Tabelle 2.1 abgeglichen werden.

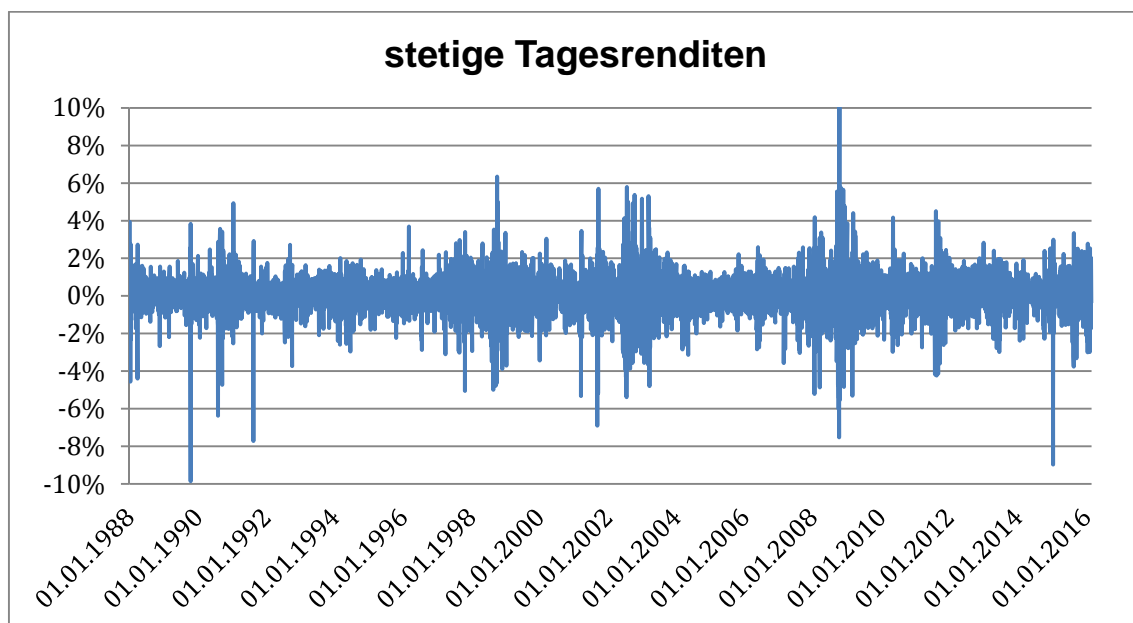


Abbildung 2.5: Stetige Tagesrenditen über den gesamten Beobachtungszeitraum der bereinigten Daten

Aus der Liste mit den Renditen werden auch die statistischen Kennzahlen Mittelwert, Median, Standardabweichung, Schiefe und Autokorrelation berechnet. Der Mittelwert

der täglichen stetigen Renditen beträgt +0.034 Prozent und ist somit sehr nahe bei Null. Dies bedeutet jedoch für einen Investor mit langem Anlagehorizont, dass sich ein Investment langfristig lohnt und eine Vermögensvermehrung erwartet werden kann, da der Mittelwert positiv ist.

Die Standardabweichung der täglichen Renditen beträgt 1.072 Prozent. Unter der Annahme, dass die täglichen Renditen normalverteilt sind, bedeutet dies, dass 68% der Messwerte zwischen -1.038% und + 1.106% liegen (Nadarajah, 2005).

Der Median ist bei den stetigen täglichen Renditen bei +0.075 Prozent und besagt, dass die Hälfte der täglichen Renditen grösser und die Hälfte der Renditen kleiner waren (Georgii, 2009, Seite 101). Weil der Mittelwert kleiner als der Median ist, muss die Verteilung linksschief sein. Dies bedeutet, dass es zwar mehr positive als negative Renditen gegeben hat, allerdings gab es stärkere Ausreisser nach unten. Dies wird auch in der nächsten Abbildung bei genauer Betrachtung sichtbar.

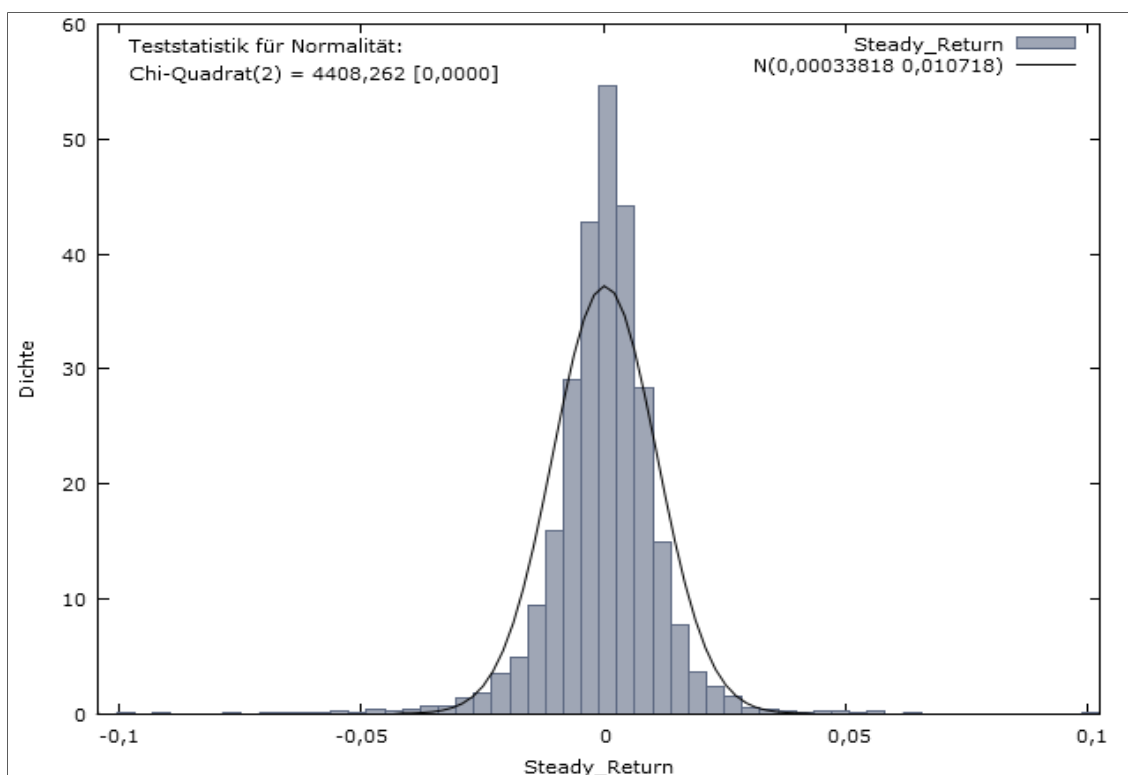


Abbildung 2.6: Verteilung der täglichen stetigen Renditen des gesamten Beobachtungszeitraumes und die Normalverteilungskurve

Weiter ist deutlich zu erkennen, dass die Verteilung steilgipflig ist und es im Vergleich zur Normalverteilung überproportional viele Renditen um den Mittelwert gibt. Die Autokorrelation der täglichen Renditen, also die Korrelation der einzelnen Renditen mit denjenigen vom Vortag, beträgt 0.043. Daher kann festgehalten werden, dass die täglichen Renditen nahezu unkorreliert sind (Mazzoni, 2011, S. 16).

Aus den stetigen täglichen Renditen werden zusätzlich die absoluten stetigen täglichen Renditen gebildet. Der Durchschnitt des gesamten Beobachtungszeitraums von 1988 bis 2016 beträgt 0.74%. Die Standardabweichung ist 0.78% und der Median liegt bei 0.53%. Dies lässt bereits auf eine rechtsschiefe Verteilung schliessen. Dies konnte bereits vorher vermutet werden, weil Mittelwert und Median der täglichen Renditen nahe Null waren. Bei den absoluten Renditen werden die negativen Werte mit minus Eins multipliziert. Daher liegt die Vermutung nahe, dass es viele sehr kleine Ausschläge gibt. In der nächsten Abbildung werden die absoluten Renditen dargestellt. In dieser Illustration ist die Stärke der einzelnen Ausschläge noch besser sichtbar. Dass es Phasen mit grösseren Ausschlägen und solche mit kleineren gab, ist dabei auch gut erkennbar.

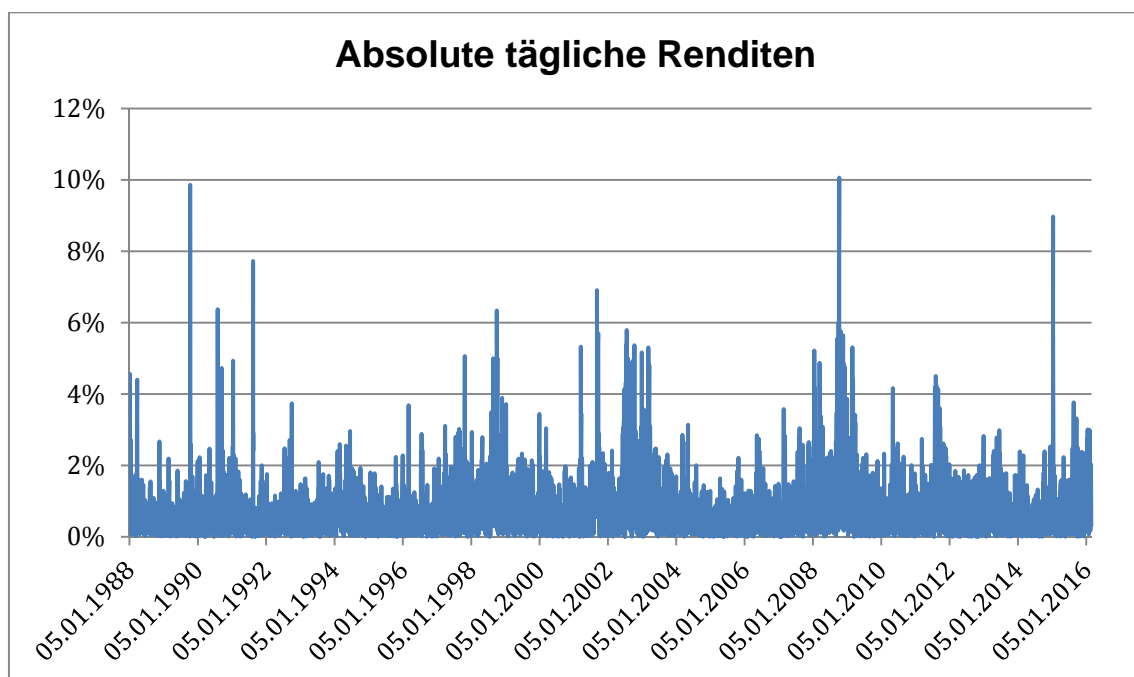


Abbildung 2.7: Absolute tägliche Renditen über den gesamten Beobachtungszeitraum

2.3. Definition Volatilität

Volatilität ist ein Ausdruck für die Schwankungsbreite eines Index. Der Begriff wird oft bei der Beschreibung von Börsenkursen verwendet. Volatilität ist in der Finanzwelt sehr zentral, weil sie einen elementaren Bestandteil für die Bewertung von Finanzderivaten darstellt. Je grösser die Volatilität ist, desto grösser ist sowohl der Wert einer Call-, als auch einer Put-Option. Dies ist beispielsweise ersichtlich durch die Betrachtung der Black-Scholes-Formel (Lee, Lee und Lee, 2010, S. 15).

Mathematisch ist die Volatilität die Standardabweichung von aufeinanderfolgenden Werten. Für die Herleitung wird oft zuerst die Varianz berechnet, von welcher anschliessend noch die Quadratwurzel gezogen wird. Die Varianz entspricht somit der

quadrierten Volatilität und kann folgendermassen berechnet werden (Bodie, Kane und Marcus, 2013, S. 116):

$$Var(r) \equiv \sigma^2 = \sum_{t=1}^T p(t)[r(t) - E(r)]^2$$

Die erwarteten Tagesrenditen werden mit $E(r)$ dargestellt und die Rendite eines einzelnen Tages mit $r(t)$. Die Eintretenswahrscheinlichkeit $p(t)$ ist für alle Tage gleich. Aus diesen Gründen kann die Formel entsprechend vereinfacht werden:

$$\sigma^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [r(t) - E(r)]^2$$

In dieser Arbeit wird aus den täglichen Renditen der vergangenen 27 Jahre des Swiss Performance Indices die Tagesvolatilität gebildet, jeweils mit den Renditen der vergangenen 60 Handelstage. Im folgenden Kapitel wird die unterschiedliche Schwankungsbreite des Aktienindex weiter erläutert.

2.4. Einteilung in Kategorien

Folgende Grafik zeigt die Tagesvolatilität des Schweizer Aktienmarktes auf Basis der letzten 60 Tage des SPI. Es ist deutlich erkennbar, dass unterschiedliche Phasen stattgefunden haben und die Volatilität nicht konstant war.

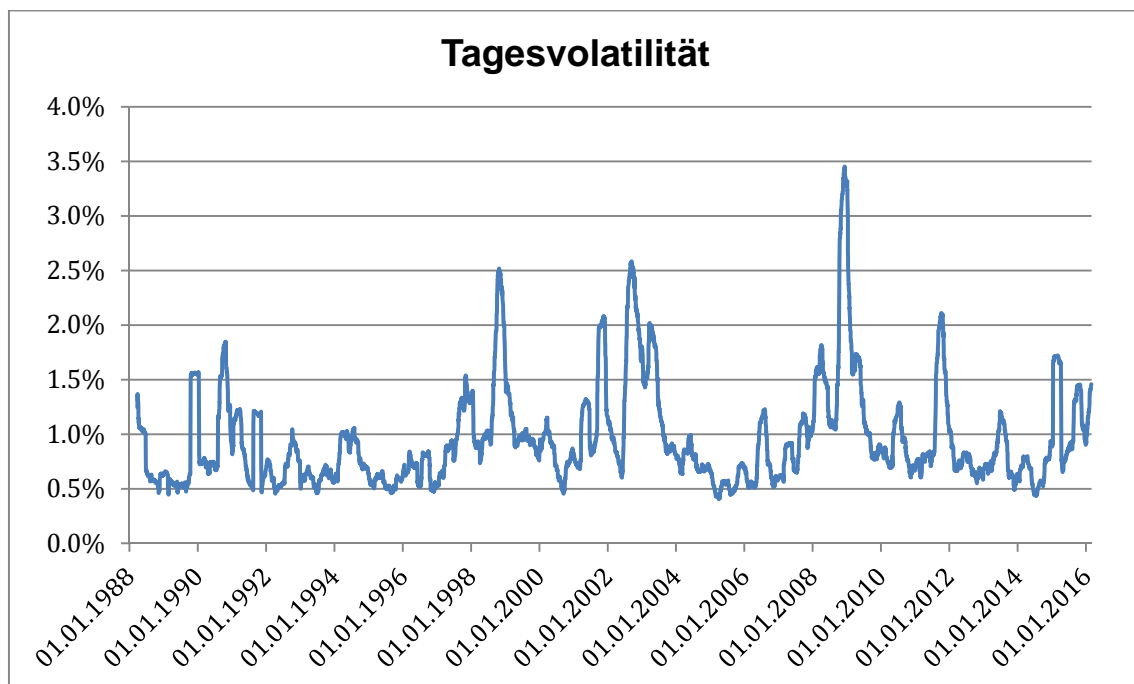


Abbildung 2.8: Tagesvolatilität der Renditen der vergangenen 60 Handelstage über den gesamten Beobachtungszeitraum

Die Mittlere Volatilität beträgt 0.95%, wenn man die gesamten Daten verwendet. Der Median liegt bei 0.81%, ist also kleiner als der Mittelwert, was auf eine rechtsschiefe Datenverteilung hindeutet. Die Standardabweichung beträgt 0.46%. Die folgende Abbildung zeigt die Verteilung täglicher Varianzen des Swiss Performance Index von 1988 bis 2016. Zusätzlich wird die Kurve der Gammaverteilung als Vergleich dazu abgebildet.

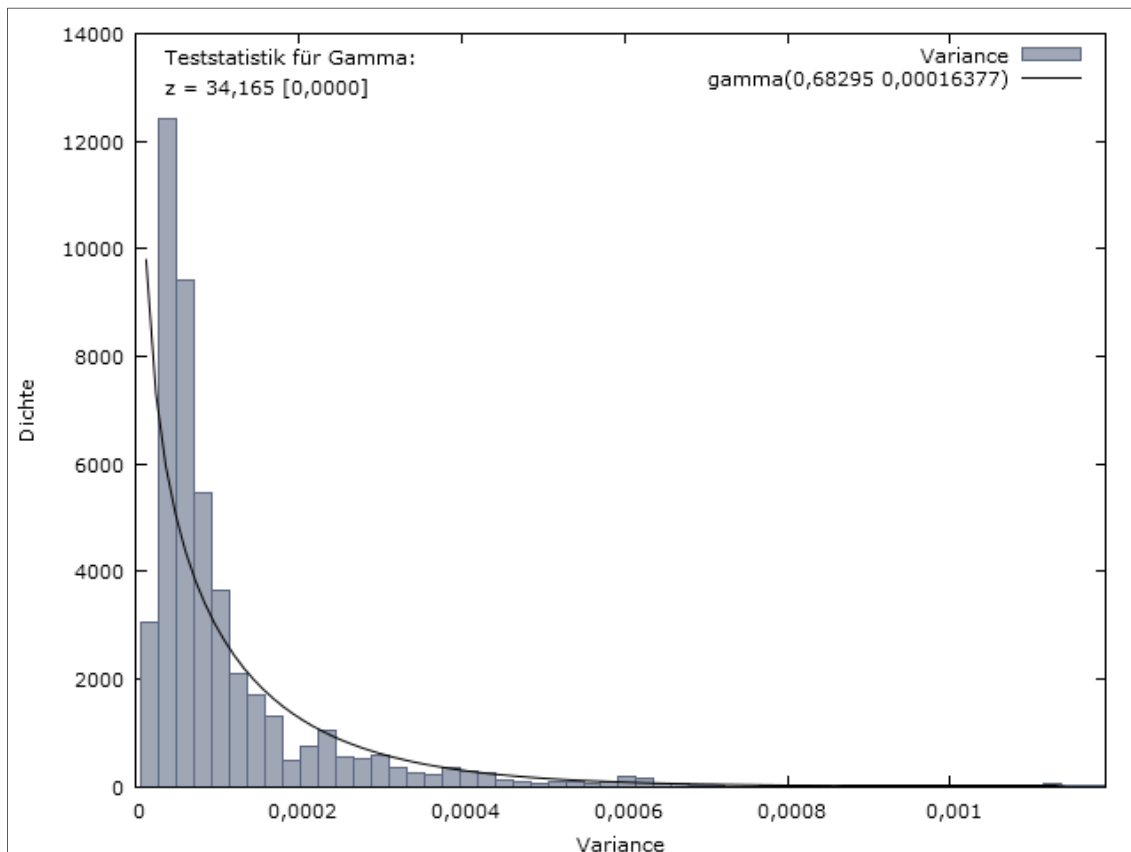


Abbildung 2.9: Verteilung der täglichen Varianz von Januar 1988 bis Februar 2016 und die Gammaverteilungskurve

Aus den gesammelten Daten werden Abschnitte definiert und folgenden Kategorien zugeordnet: hohe Volatilität, tiefe Volatilität oder wechselnde Volatilität. Dabei werden nicht zwingend die gesamten Daten verwendet und es ist möglich, dass einzelne Datenpunkte aufgrund von Überschneidungen der Kriterien in zwei Kategorien eingeteilt werden. Um im späteren Verlauf der Arbeit mit den unterschiedlichen Modellen arbeiten zu können, werden nur die Daten ab 1995 in die einzelnen Kategorien eingeteilt. Die sieben Jahre davor dienen als Datenbasis für die Modelle, werden aber nicht in die Kategorien eingeteilt.

2.4.1. Phasen tiefer Volatilität

In dieser Arbeit wird die Volatilität als tief definiert, wenn die Tagesvolatilität kleiner als 0.8 Prozent ist. Damit ein Abschnitt als Phase tiefer Volatilität bezeichnet werden kann, müssen mindestens 100 aufeinanderfolgende Tage unter 0.8 Prozent liegen. Durch die Nebenbedingung der 100 Tage kann sichergestellt werden, dass keine zu kurzen Zeiträume analysiert werden. Bei dem Swiss Performance Index fanden in den vergangenen 21 Jahren acht Phasen tiefer Volatilität statt:

- von 03.01.1995 bis 06.03.1996
- von 09.10.1996 bis 27.03.1997
- von 15.06.2000 bis 04.12.2000
- von 04.08.2004 bis 22.05.2006
- von 06.09.2006 bis 13.03.2007
- von 30.09.2010 bis 18.03.2011
- von 06.08.2012 bis 22.04.2013
- von 17.09.2013 bis 08.12.2014

2.4.2. Phasen hoher Volatilität

Wenn die Tagesvolatilität grösser als 1.3 Prozent ist, wird dies in dieser Arbeit als hohe Schwankung definiert. Damit ein Zeitabschnitt als Phase hoher Volatilität benannt wird, müssen mindestens 100 aufeinanderfolgende Tage über 1.3 Prozent liegen. So kann ausgeschlossen werden, dass ein einzelner Ausschlag direkt verantwortlich ist für eine Phase hoher Volatilität. Da jeder Ausschlag für die Berechnung von sechzig Volatilitätszahlen verwendet wird, ist dies entscheidend. In den letzten zwei Jahrzehnten gab es vier Phasen hoher Volatilität:

- von 26.08.1998 bis 18.02.1999
- von 28.06.2002 bis 27.06.2003
- von 21.01.2008 bis 12.06.2008
- von 19.09.2008 bis 08.06.2009

2.4.3. Phasen wechselnder Volatilität

Für die Bestimmung der Phasen wechselnder Volatilität wird in Excel ein Zähler installiert, welcher die Anzahl Handelstage zählt, die zwischen einer tiefen und einer hohen Tagesvolatilität liegen. Anschliessend wird geprüft, wann es einen Wechsel zwischen hoher und tiefer Volatilität innerhalb kurzer Zeit gab und wann es zu mehreren solcher

Wechsel kam. Wenn die Wechsel kurz aufeinander folgten, wird dies als Indiz für eine wechselnde Phase gewertet. Es werden sechs Zeitabschnitte als Phasen wechselnder Volatilität definiert:

- von 15.01.1998 bis 02.09.1998
- von 14.03.2001 bis 22.04.2002
- von 26.07.2007 bis 28.01.2008
- von 17.06.2009 bis 01.10.2009
- von 28.06.2011 bis 23.02.2012
- von 01.12.2014 bis 08.09.2015

2.4.4. Langzeitphasen

Zusätzlich zu den oben genannten Phasen der Volatilitätsstärke, werden Langzeitphasen über den gesamten Zeitraum gebildet. Dabei wird eine Unterteilung in Abschnitte einer Länge von 7 Jahren vorgenommen. So entstehen drei zusätzliche Beobachtungszeiträume:

- von 03.01.1995 bis 28.12.2001
- von 02.01.2002 bis 30.12.2008
- von 05.01.2009 bis 30.12.2015

→ Die erstellte Plausibilitätskontrolle der beschafften Daten und die beschriebene Datenanalyse dienen dazu, nach den Methoden des folgenden Kapitels Volatilitätsprognosen zu erstellen. Die durch die Kategorien erstellten Zeiträume werden danach für Vergleiche der erzielten Resultate verwendet.

3. Methoden

In den folgenden Kapiteln werden fünf Modelle erklärt, welche sich für die Untersuchung der Fragestellung eignen und zur Generierung der Prognosen verwendet werden. Zusätzlich wird in eine Methode zur Parameterschätzung eingeführt. Die unterschiedlichen Modelle werden zu einem späteren Zeitpunkt miteinander verglichen und auf ihre Effektivität geprüft.

3.1. Langfristiger Durchschnitt (LongTime)

Als erste Prognosemethode wird das Modell des langfristigen Durchschnitts verwendet. Sie ist nicht dynamisch und verändert sich nicht automatisch über die Zeit. Mit dieser Methode wird die mittlere Tagesvolatilität der historischen Daten beschrieben. Benötigt wird eine Reihe von Tagesrenditen. Dass der langfristige Mittelwert der Tagesrenditen nahe Null ist, wurde bereits in Kapitel 2.3 beschrieben. Die daraus resultierende Formel für die Varianz am Tag X wird hier wiederholt:

$$\text{Var}_X(r) \equiv \sigma_X^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [r(t) - E(r)]^2$$

Da die erwarteten Tagesrenditen $E(r)$ von Aktien langfristig nahe Null sind, kann die Formel noch weiter vereinfacht werden:

$$\sigma_X^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T r(t)^2$$

Weil beim langfristigen Durchschnitt alle vergangenen Daten verwendet werden, entspricht T der Anzahl Renditen, welche zu Beginn der Modellanwendung verfügbar sind. Um die Tagesvolatilität zu erhalten, wird aus der Varianz die Quadratwurzel gezogen:

$$\text{Vol}_X(r) \equiv \sigma_X = \sqrt{\text{Var}_X(r)}$$

Weil für die Schätzung der Volatilität nur die zurückliegenden Daten und keine neu verfügbaren Daten verwendet werden, ist die geschätzte Volatilität konstant.

3.2. Einfacher gleitender Durchschnitt (SMA 60)

Als weitere Prognosemethode wird das Modell des einfachen gleitenden Durchschnitts betrachtet. Einfacher gleitender Durchschnitt heisst auf Englisch „single moving average“ und kann mit SMA abgekürzt werden. In dieser Arbeit wird der SMA 60 verwendet. Die Zahl steht für die Anzahl Datenwerte, welche für die Berechnung des Formelwertes verwendet werden. Das Modell des einfachen gleitenden Durchschnitts ist be-

züglich Komplexität ähnlich wie das vorherige Modell, stellt allerdings in Bezug auf die Dynamik einen erheblichen Unterschied dar. Die Anzahl der verwendeten Renditen T ist in dieser Formel fix 60. Das bedeutet, dass die Rendite eines Tages für die Prognosen der nächsten 60 Tage verwendet wird. Somit kann die Formel für die Tagesvarianz am Stichtag X folgendermassen dargestellt werden:

$$Var_X(r) \equiv \sigma_X^2 = \frac{1}{60} \sum_{t=1}^{60} r(X-t)^2$$

Um die Prognose für die Tagesvolatilität am Stichtag zu erhalten, wird aus der Varianz die Wurzel gezogen.

3.3. Gewichteter gleitender Durchschnitt (WMA 60)

Als dritte Methode wird das Modell des gewichteten gleitenden Durchschnitts erklärt. Die Abkürzung für den gewichteten gleitenden Durchschnitt lautet WMA und stammt von dem englischen Begriff „weighted moving average“. Im Vergleich zu dem ungewichteten SMA werden die quadrierten Renditen mit aufsteigenden Gewichtungen multipliziert. Die neueren Werte werden mit höheren Gewichtungen versehen. Der Gewichtungsfaktor steigt linear an. Die Rendite vom Vortag wird mit dem maximalen Wert multipliziert, welcher der Anzahl verwendeter Tage entspricht. Für die Berechnung der Varianz am Stichtag X mit dem Modell WMA kann folgende Formel verwendet werden:

$$Var_X(r) \equiv \sigma_X^2 = \frac{1}{(T+1) * \frac{T}{2}} \sum_{t=1}^T [r(X-1-T+t)^2 * t]$$

Der Bruch vor dem Summenzeichen wird als Divisor verwendet. Bei der Formel des SMA stand unter dem Bruchstrich die Anzahl der verwendeten Renditen. Weil in der neuen Formel die quadrierten Renditen mit einem linear ansteigenden Faktor (von 1 bis maximal T) multipliziert werden, muss auch durch die Summe dieser Faktoren geteilt werden. Die Formel kann jedoch noch vereinfacht werden, denn es gilt:

$$\frac{1}{(T+1) * \frac{T}{2}} = \frac{2}{(T+1) * T} = \frac{2}{(T^2 + T)}$$

Daher kann die Formel für die Varianz auch so notiert werden:

$$\sigma_X^2 = \frac{2}{T^2 + T} \sum_{t=1}^T [r(X-1-T+t)^2 * t]$$

In dieser Arbeit wird der WMA 60 verwendet. Somit werden die letzten 60 verfügbaren Renditen für die Berechnung der Varianz verwendet. Das bedeutet, dass auch hier die Prognosen aufgrund der vergangen 60 Tagesrenditen getroffen werden. Allerdings werden die aktuelleren Renditen mit einem höheren Faktor gewichtet als die weiter zurückliegenden Renditen. Die explizite Formel dafür lautet:

$$\sigma_X^2 = \frac{1}{1830} \sum_{t=1}^{60} [r(X - 61 + t)^2 * t]$$

Auch bei dieser Methode gilt: Um von der Varianz zur Volatilität zu gelangen, muss die Wurzel gezogen werden.

3.4. Exponentiell gewichteter gleitender Durchschnitt (EWMA)

Das Modell des exponentiell gewichteten gleitenden Durchschnitts kann mit EWMA abgekürzt werden und wird als 4. Methode hinzugezogen. Im ersten Moment erscheint der Modellname ähnlich wie der Vorherige, hat aber den Zusatz E für „exponentially“. Die Varianz für den Tag X wird definiert als Summe von Gewichtungsfaktor λ (Lambda) mal der Varianz des Vortages und Faktor $(1 - \lambda)$ mal die quadrierte Rendite des Vortages. Der Gewichtungsfaktor liegt zwischen 0 und 1. Die Formel dazu sieht wie folgt aus:

$$Var_X(r) \equiv \sigma_X^2 = \lambda \sigma_{X-1}^2 + (1 - \lambda) r_{X-1}^2$$

Es ist möglich noch einen Schritt weiter zu gehen und die Varianz des Vortages σ_{X-1}^2 mit dieser Formel zu ersetzen. Die daraus resultierende Formel für die Varianz vom Tag X lautet dann:

$$\sigma_X^2 = \lambda [\lambda \sigma_{X-2}^2 + (1 - \lambda) r_{X-2}^2] + (1 - \lambda) r_{X-1}^2$$

Diese Formel kann umgestellt werden auf:

$$\sigma_X^2 = \lambda^2 \sigma_{X-2}^2 + (1 - \lambda) (\lambda r_{X-2}^2 + r_{X-1}^2)$$

Durch eine weitere Substitution von σ_{X-2}^2 resultiert die Formel:

$$\sigma_X^2 = \lambda^3 \sigma_{X-3}^2 + (1 - \lambda) (\lambda^2 r_{X-3}^2 + \lambda r_{X-2}^2 + r_{X-1}^2)$$

Nun ist deutlich erkennbar, dass die älteren Renditen weniger stark gewichtet werden, da der Gewichtungsfaktor Lambda kleiner als 1 sein muss und potenziert kleiner wird. Bei diesem Modell würden im Unterschied zum WMA theoretisch unendlich viele Werte verwendet werden. Eine Möglichkeit dieses Problem zu lösen, ist für die Varianz zu Beginn (σ_{X-T}^2) eine Schätzung zu treffen und anschliessend mit einem λ und den täglichen Renditen zu rechnen.

Verallgemeinert gilt folgende Formel:

$$\sigma_X^2 = \lambda^T \sigma_{X-T}^2 + (1 - \lambda) \sum_{t=1}^T \lambda^{t-1} r_{X-t}^2$$

Für grosse T oder kleine λ ist der zu Beginn zu schätzende Term $\lambda^T \sigma_{X-T}^2$ so klein, dass dieser nicht mehr relevant ist. Ein Vorteil dieser Methode ist, dass nicht sämtliche historischen Renditen gespeichert werden müssen, sondern es genügt die Varianz vom Vortag und die aktuellste Tagesrendite zu behalten. So ist es möglich kontinuierlich weiter zu rechnen (Hull, 2012, S. 624 – 625).

Allerdings werden alle Daten benötigt, wenn der Gewichtungsfaktor Lambda angepasst werden soll, weil so die Varianz des Vortages auch neu berechnet werden muss. Der klare Vorteil von diesem Modell zu den bisherigen ist, dass der Schätzwert auf starke Renditen schnell reagiert. Um die Tagesvolatilität zu erhalten, wird auch hier die Wurzel aus der Varianz gezogen.

Um den Lambda-Parameter zu bestimmen, wird ein Näherungsverfahren in Excel durchgeführt. Als Startwert dient der in RiskMetrics vorgeschlagene Wert von 0.94 (J.P. Morgan, 1996, S. 272). Anschliessend wird mit den Daten von 1988 bis 1994 ein EWMA-Modell gebildet, welchem $\lambda = 0.94$ zugrunde liegt. Die daraus gebildeten Tagesvolatilitäten werden mit der effektiven Volatilität der 30 zentrierten Handelstage verglichen. Dafür werden die Renditen der 15 Handelstage vor und 15 Handelstage nach dem Stichtag verwendet. In Kapitel 4.1 wird auf die Vergleichsgrösse noch genauer eingegangen. Aus den absoluten Abweichungen zwischen geschätzter und effektiver Volatilität wird die Summe gebildet. Mit Solver wird diese Summe minimiert durch Änderung der Variablen λ . Der darauf von Excel vorgeschlagene Wert für Lambda beträgt 0.9011. Darauf wird in dieser Arbeit der Parameter Lambda im Modell der exponentiell gewichteten gleitenden Durchschnitte als 0.9 definiert. Dies bedeutet, dass die quadrierte Rendite des Vortages 10% der geschätzten Varianz beträgt.

3.5. Verallgemeinerte autoregressive bedingte Heteroskedazität (GARCH)

Das fünfte Modell heisst „Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedacity“ und wird mit GARCH abgekürzt. Als Vorlage dient der EWMA vom vorherigen Kapitel. Im Vergleich zum vorherigen spielt bei diesem Modell der langfristige Durchschnitt auch noch eine Rolle. Die Formel für die Varianz lautet:

$$Var_X(r) \equiv \sigma_X^2 = \gamma V_L + \alpha r_{X-1}^2 + \beta \sigma_{X-1}^2$$

Es gilt folgende Nebenbedingung:

$$\gamma + \alpha + \beta = 1$$

Im Unterschied zum EMWA heissen die Gewichtungen neu γ , α und β . V_L ist die langfristige Varianz und wird mit Gamma multipliziert. Diese beiden Parameter können durch Omega ersetzt werden, da $\omega = \gamma V_L$ ist. Deshalb kann das GARCH-Modell auch wie folgt geschrieben werden:

$$\sigma_X^2 = \omega + \alpha r_{X-1}^2 + \beta \sigma_{X-1}^2$$

Bei dieser Formel handelt es sich um das GARCH(1,1)-Modell, weil nur die neueste Rendite und die Schätzung der Varianz des Vortages verwendet werden. Allgemein gilt für das GARCH(p,q)-Modell, dass die letzten p Renditen und die letzten q Schätzer der Varianz verwendet werden (Bollerslev, 1986, S. 308).

Auch bei der GARCH-Methode kann der Schätzer vom Vortag weg substituiert werden.

Die Formel verändert sich folgendermassen:

$$\sigma_X^2 = \omega + \alpha r_{X-1}^2 + \beta [\omega + \alpha r_{X-2}^2 + \beta \sigma_{X-2}^2]$$

Dies kann umgeformt werden zu:

$$\sigma_X^2 = \omega + \beta \omega + \alpha r_{X-1}^2 + \alpha \beta r_{X-2}^2 + \beta^2 \sigma_{X-2}^2$$

Durch erneutes Ersetzen des Schätzers von vor zwei Tagen (σ_{X-2}^2) kommt man auf diese Formel:

$$\sigma_X^2 = \omega + \beta \omega + \beta^2 \omega + \alpha r_{X-1}^2 + \alpha \beta r_{X-2}^2 + \alpha \beta^2 r_{X-3}^2 + \beta^3 \sigma_{X-3}^2$$

Hier wird sichtbar, dass die Bedeutung der vergangenen Renditen mit dem Faktor Beta exponentiell sinkt. Das Beta aus dem GARCH-Modell ist zu vergleichen mit dem Lambda aus dem EWMA-Modell. Wenn $\beta = 0.8$ ist, dann ist der Einfluss von r_{X-2}^2 auf die Varianz um 20 Prozent geringer als der Wert r_{X-1}^2 . Die Bedeutung der Rendite von vor drei Tagen (r_{X-3}^2) ist dann nur noch 64 Prozent derjenigen von gestern (Hull, 2012, S. 627).

Das GARCH-Modell besitzt die Eigenschaft, dass es trotz permanenter Ausschläge jeweils auf die langfristige Varianz zurücktendiert. Dies bedeutet, war die Rendite des Vortages beispielsweise sehr hoch, wird die Prognose für den nächsten Tag zwar auch hoch sein. Hier verhindert der negative Drift des Modells, dass die Prognose nicht übermässig hoch wird. Im umgekehrten Fall, wenn nämlich der langfristige Durchschnitt über der jüngsten Rendite liegt, wird von einem positiven Drift gesprochen. Diese Eigenschaft wird Mean Reversion genannt (Kakushadze, 2014, Seite 3).

3.6. Maximum-Likelihood-Methode

Diese Methode wird in dieser Arbeit zur Bestimmung der Parameter ω , α und β aus dem GARCH-Modell verwendet. Die Formel lautet:

$$\sum_{x=1}^m \left(-\ln(v_x) - \frac{r_x^2}{v_x} \right)$$

Das v_x ist der Schätzer für die Varianz am Tag X, welche mit der GARCH-Formel berechnet wird. Es gilt also:

$$v_x = \sigma_x^2$$

Um diese Summenformel zu maximieren, wird ein iteratives Suchverfahren verwendet (Hull, 2012, S. 629). In dieser Arbeit wird dies mit der Solverfunktion von Microsoft Excel durchgeführt. Dabei gilt es zu beachten, dass das Programm ein lokales Maximum anzeigen kann. Dies kann durch unterschiedliche Startwahl der Parameter überprüft werden (Camm et. al., 2015, S. 457).

Bei der Anwendung der Maximum-Likelihood-Methode an den Daten des Swiss Performance Indizes von 1988 bis 1994 resultieren folgende Werte für die Parameter:

$$\omega = 0.0000117, \quad \alpha = 0.1008, \quad \beta = 0.7410$$

Der Schätzer des Vortages für die Varianz beeinflusst somit den Schätzer für den Tag X mit 74.10%. Die Rendite des Vortages trägt mit 10.08% zum Schätzwert bei. Gamma kann aus Alpha und Beta berechnet werden:

$$\gamma = 1 - \alpha - \beta = 1 - 0.1008 - 0.7410 = 0.1582$$

Nun kann daraus die langfristige implizite Varianz ermittelt werden, weil diese mit dem Quotienten von Gamma und Omega gebildet wird:

$$V_L = \frac{\omega}{\gamma} = \frac{0.0000117}{0.1582} = 0.7396 * 10^{-4}$$

Aus der langfristigen Varianz kann mit der Wurzelfunktion die langfristige Volatilität berechnet werden, welche diesem Modell zugrunde liegt.

$$Volatilität_{Langfristig} = \sqrt{V_L} = \sqrt{0.7396 * 10^{-4}} = 0.0086$$

Die mit dieser Methode berechnete tägliche Volatilität des Schweizer Aktienmarktes für den Zeitraum von Anfang 1988 bis Ende 1994 beträgt somit 0.86%. Die effektive tägliche Volatilität für diese Zeitspanne ist leicht höher und beträgt 0.88%.

Um von der täglichen Volatilität auf die annualisierte Volatilität zu gelangen, kann mit der Wurzel der Anzahl Handelstage multipliziert werden. Der Branchenstandard dafür liegt bei 252 Handelstagen (Basler Ausschuss für Bankenaufsicht, 1996, S. 45).

$$\sigma_{\text{jährlich}} = \sigma_{\text{täglich}} \times \sqrt{252} = 0.0086 * \sqrt{252} = 0.1365$$

Die dem Modell zugrunde liegende implizite jährliche Volatilität beträgt somit 13.65%.

→ Die Modelle variieren in ihrer Komplexität und Dynamik. Welche Auswirkungen dies auf die Prognosegenauigkeit hat, wird im nächsten Kapitel untersucht.

4. Ergebnisse

In diesem Teil der Arbeit werden die Ergebnisse analysiert, welche mit den gegebenen Daten und unterschiedlichen Modellen erzielt wurden. Es wird eine Vergleichsgrösse für die Prognosen definiert und die Abweichungen der Prognosen zu dieser berechnet. Die Resultate werden für die unterschiedlichen Kategorien gesondert analysiert.

4.1. Definition der Vergleichsgrösse

Als Messgrösse für die erzielten Schätzwerte wird mit den aktuellsten 30 Handelsdaten eine Volatilität gebildet. Dabei werden jeweils die 15 jüngsten vergangenen und die 15 darauffolgenden Renditen berücksichtigt. So werden für die Volatilität per 25.03.1988 die Renditen vom 07.03.1988 bis 19.04.1988 verwendet. Dies entspricht den 30 zentrierten Handelstagen.

$$\sigma_{eff.} = \sqrt{\frac{1}{30} \sum_{t=1}^{30} r(t-15)^2}$$

Die Definition dieser Messgrösse hat einen grossen Einfluss auf die Ergebnisse im weiteren Verlauf der Arbeit. Stattdessen wäre auch möglich gewesen, nur vergangene Daten oder nur bevorstehende Daten zu verwenden oder ein anderes Aufteilungsverhältnis zu wählen. Auch der Miteinbezug von mehr oder weniger Daten wäre bei der Modellbildung möglich, wobei eine Definition von kürzerer Dauer extrem anfällig auf Schwankungen wäre. Dies würde dann sensitivere Modelle wie den EWMA oder GARCH bevorteilen, da diese schneller reagieren.

4.2. Vergleich der Prognosen mit effektiven Werten

Um die Prognosen mit den effektiven Resultaten zu messen, werden die täglichen absoluten Abweichungen gebildet.

$$\text{tägliche absolute Abweichung} \equiv Abw = |\sigma_{prog.} - \sigma_{eff.}|$$

Als Mass der Prognosegenauigkeit wird für einen definierten Zeitraum die Summe der Abweichungen gebildet und durch die Anzahl Handelstage (Z) geteilt. Mit diesen durchschnittlichen Abweichungen können sowohl pro Modell unterschiedliche Zeiträume, als auch die unterschiedlichen Modelle miteinander verglichen werden.

$$\text{durchschnittliche Abweichung} \equiv \emptyset Abw = \frac{\sum Abw}{Z}$$

Die durchschnittlichen Abweichungen pro Tag der Prognosen der unterschiedlichen Modelle über den maximalen Betrachtungszeitraum werden in Tabelle 4.1 dargestellt. Zusätzlich wird die durchschnittliche effektive Volatilität angegeben. Dieser Wert dient als Vergleichsgrösse, damit die Zahlen der Abweichungen bewertet werden können.

Zeitraum	Ø Abw von Modell					Ø σ_{eff}
	LongTime	SMA 60	WMA 60	EWMA	GARCH	
03.01.1995-30.12.2015	0.35%	0.26%	0.21%	0.17%	0.22%	0.97%

Tabelle 4.1: Durchschnittliche Abweichungen der Modelle und durchschnittliche Volatilität von 1995 bis 2015

Mit einem einmalig zu Beginn geschätzten langfristigen Durchschnitt beträgt die durchschnittliche Abweichung pro Tag 0.35%. Dies ist im Vergleich zum Mittelwert der effektiven Volatilität von 0.97% eine sehr hohe Abweichung. Das Modell des SMA 60 liegt mit 0.26% Abweichung zwar näher an den effektiven Volatilitäten, doch auch mit diesem Modell sind die Abweichungen über den gesamten Zeitraum betrachtet sehr gross. Eine weitere Verbesserung kann durch Anwendung des GARCH oder WMA 60 Ansatzes erzielt werden, welche eine durchschnittliche Abweichung von 0.22% respektive 0.21% vorweisen. Die genauesten Prognosen trifft das Modell der exponentiell gleitenden Durchschnitte mit einer Abweichung von 0.17%. Somit gilt, dass die Prognosen mit dem LongTime Ansatz durchschnittlich nur halb so genau sind wie diejenigen, welche mit dem EWMA getroffen werden. Die durchschnittliche Abweichung des Schätzers mit dem EWMA-Modell von der effektiven Volatilität beträgt pro Tag rund 17.5%.

4.3. Unterteilung des Beobachtungszeitraumes in kürzere Abschnitte und Auswirkungen

Eine Unterteilung des gesamten Zeitraumes in drei Abschnitte von je 7 Jahren zeigt, dass die durchschnittlichen Abweichungen aller Modelle in den drei Zeitabschnitten sehr ähnlich sind. Eine Ausnahme bildet der LongTime-Ansatz, denn dort sind erhebliche Unterschiede feststellbar. Tabelle 4.2 zeigt die Ergebnisse in aufgelisteter Form.

Zeitraum	Ø Abw von Modell					Ø σ_{eff}
	LongTime	SMA 60	WMA 60	EWMA	GARCH	
03.01.1995-28.12.2001	0.31%	0.24%	0.20%	0.16%	0.20%	0.93%
02.01.2002-30.12.2008	0.45%	0.28%	0.23%	0.17%	0.21%	1.07%
05.01.2009-30.12.2015	0.27%	0.26%	0.21%	0.17%	0.17%	0.91%
Ø der 3 Zeitabschnitte	0.35%	0.26%	0.21%	0.17%	0.19%	0.97%
Rang	5	4	3	1	2	
Divergenz	1.65	1.16	1.14	1.09	1.24	

Tabelle 4.2: Durchschnittliche Abweichungen der Modelle in 7 Jahres Abschnitten, Divergenz der Abweichungen und durchschnittliche Volatilität

Bei dem Modell der exponentiell gewichteten gleitenden Durchschnitte betragen die durchschnittlichen Abweichungen jeweils 0.16 respektive 0.17 Prozent und sind somit äusserst konstant. Dies wird auch durch den tiefen Divergenz Koeffizienten ersichtlich, welcher mit folgender Formel berechnet wird:

$$Divergenz_{Modell\ X} = \frac{max. Abw_{Modell\ X}}{min. Abw_{Modell\ X}}$$

Weiter ist zu erkennen, dass das GARCH-Modell durch Aufteilung des gesamten Betrachtungszeitraumes in einzelne Zeitabschnitte bessere Werte liefert und neu vor dem WMA 60 Modell auf dem zweiten Platz liegt. Grund für diese Verschiebung ist, dass die dem GARCH-Modell zugrunde liegenden Parameter zu Beginn jeder Periode neu geschätzt werden. Die Erkenntnis dieser positiven Auswirkung wird im weiteren Verlaufe dieser Arbeit berücksichtigt und vor jeder Periode werden die GARCH Parameter aufgrund der bis zu Periodenbeginn vorliegenden Daten neu berechnet.

Daten bis	Lambda	Omega	Alpha	Beta	Gamma	$\sigma^2_{langfr.}$	$\sigma_{langfr.}$
29.12.1994	0.9011	0.0000117	0.1008	0.7410	0.1581	0.000074	0.0086
28.12.2001	0.8947	0.0000064	0.1200	0.8097	0.0703	0.000091	0.0095
30.12.2008	0.8899	0.0000043	0.1196	0.8397	0.0406	0.000105	0.0103

Tabelle 4.3: Unterschiedliche Werte für die Parameter aufgrund unterschiedlicher Datenbasis

In der Tabelle 4.3.2 ist zu erkennen, dass die Parameter je nach Datengrundlage unterschiedlich ausfallen. Bei den drei Varianten werden die Daten seit 1988 berücksichtigt. Da der Unterschied bei Lambda eher gering ausfällt, wird entschieden, dass dieser Parameter fix bei 0.90 belassen wird und nicht für jede Periode neu berechnet wird.

Die drei Einflussgrössen des GARCH-Modells (Omega, Alpha und Beta) ändern sich im Vergleich dazu viel stärker. Das grösste Omega ist knapp 3-mal so gross wie das kleinste Omega. Aus den drei direkten GARCH-Parametern können zusätzlich das Gamma, die langfristige Varianz und die langfristige Volatilität berechnet werden.

$$Gamma = 1 - Alpha - Beta$$

$$Varianz = \frac{Omega}{Gamma}$$

$$Volatilität = \sqrt{Varianz}$$

Bei Gamma, welcher als Gewichtungsfaktor der langfristigen Varianz in der Formel vorhanden ist, beträgt der Faktor zwischen minimaler und maximaler Ausprägung beinahe 4. Auch ist zu erkennen, dass die implizite langfristige Volatilität von 0.86% auf 1.03% angestiegen ist. Grund dafür ist die Tatsache, dass es von 1988 bis 1994 weniger

volatile Phasen gegeben hat wie danach. Weil die Unterschiede bei den GARCH-Parametern so gross sind, werden diese pro Periode neu berechnet.

4.4. Resultate der unterschiedlichen Kategorien

Als nächstes werden die erzielten Resultate in den unterschiedlichen Volatilitätskategorien analysiert. Die Einteilung der Daten in die Kategorien wurde bereits in Kapitel 2.4 beschrieben.

4.4.1. Resultate der Phasen tiefer Volatilität

Per Definition gab es in den 21 betrachteten Jahren 8 Phasen tiefer Volatilität. Die Abweichungen der mit den fünf Modellen getroffenen Prognosen werden in der nachfolgenden Tabelle dargestellt. Zusätzlich ist die jeweilige durchschnittliche effektive Tagesvolatilität angegeben. Der Durchschnitt der 8 Zeitabschnitte wird nach der Länge der Abschnitte gewichtet berechnet, damit längere Phasen ein stärkeres Gewicht haben als die kürzeren Phasen.

Zeitraum	Ø Abw von Modell					Ø σ_{eff}
	LongTime	SMA 60	WMA 60	EWMA	GARCH	
03.01.1995-06.03.1996	0.29%	0.08%	0.08%	0.10%	0.19%	0.59%
09.10.1996-27.03.1997	0.28%	0.12%	0.10%	0.11%	0.16%	0.64%
15.06.2000-04.12.2000	0.25%	0.14%	0.12%	0.09%	0.15%	0.64%
04.08.2004-22.05.2006	0.31%	0.11%	0.10%	0.08%	0.18%	0.59%
06.09.2006-13.03.2007	0.28%	0.15%	0.13%	0.11%	0.17%	0.66%
30.09.2010-18.03.2011	0.19%	0.16%	0.14%	0.13%	0.14%	0.70%
06.08.2012-22.04.2013	0.19%	0.07%	0.07%	0.09%	0.12%	0.69%
17.09.2013-08.12.2014	0.26%	0.14%	0.13%	0.12%	0.16%	0.63%
Ø der 8 Zeitabschnitte	0.27%	0.12%	0.11%	0.10%	0.16%	0.63%
Rang	5	3	2	1	4	
Divergenz	1.63	2.20	2.09	1.56	1.65	

Tabelle 4.4: Durchschnittliche Abweichungen der Modelle, Divergenz der Abweichungen und durchschnittliche Volatilität in Phasen tiefer Volatilität

Das beste Prognosemodell in Phasen tiefer Volatilität ist die EWMA-Methode. Allerdings sind die Modelle SMA 60 und WMA 60 nur ein wenig schlechter. Der Abstand der besten drei Modelle ist sehr gering. So ist die durchschnittliche Abweichung des drittplatzierten Modells nur 16.7 Prozent höher als bei dem besten Modell.

$$\frac{\varnothing Abw_{SMA\ 60}}{\varnothing Abw_{EWMA}} - 1 = \frac{0.1186\%}{0.1016\%} - 1 = 16.7\%$$

Alle drei Modelle haben eine Ungenauigkeit von weniger als 20 Prozent, berechnet mittels der durchschnittlichen Modellabweichung geteilt durch die effektive Volatilität.

$$\text{Ungenauigkeit} = \frac{\overline{\Delta} Abw_{SMA\ 60}}{\overline{\Delta} \sigma_{eff}} = \frac{0.1186\%}{0.6275\%} = 18.9\%$$

In der graphischen Darstellung der Resultate ist erkennbar, dass die Abweichungen des exponentiell gleitenden Durchschnitts nur kleine Unterschiede aufweisen. Das Modell erweist sich in den Phasen tiefer Volatilität als das Konstanteste mit einem Divergenz Koeffizienten von 1.56. Der Divergenz Koeffizient wird durch die Division der maximalen mit der minimalen Abweichung berechnet.

$$\text{Divergenz Koeffizient}_{EWMA} = \frac{\max. Abw_{EWMA}}{\min. Abw_{EWMA}} = \frac{0.1316\%}{0.0841\%} = 1.56$$

Im Vergleich dazu beträgt der Divergenz Koeffizient bei dem SMA 60 Modell 2.20, da bei diesem Modell die Schwankungen der Prognosegenauigkeit beachtlich grösser ausfallen. Folgende Grafik zeigt die Resultate der Abweichungen in Phasen tiefer Volatilität.

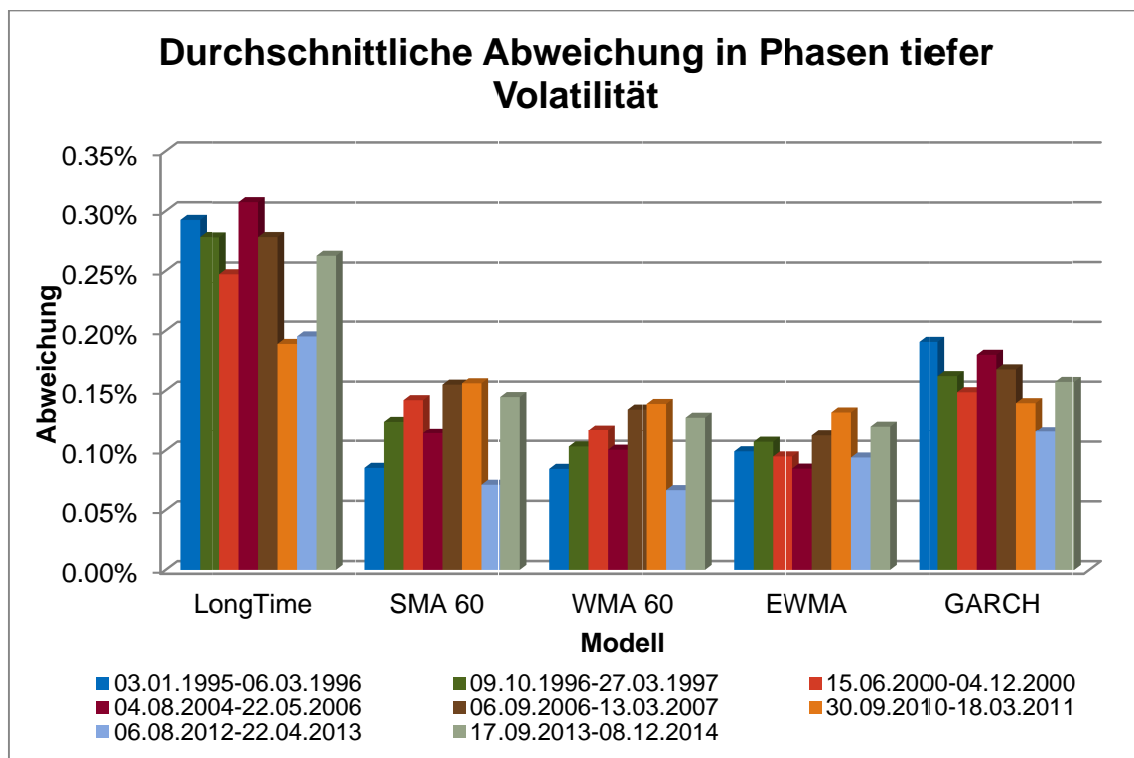


Abbildung 4.1: Durchschnittliche Abweichungen in Phasen tiefer Volatilität

4.4.2. Resultate der Phasen hoher Volatilität

In den vier Phasen mit hoher Volatilität liefern das GARCH- und EWMA-Modell die besten Prognosen. Folgende Tabelle zeigt die Resultate im Überblick.

Zeitraum	Ø Abw von Modell					Ø σ _{eff}
	LongTime	SMA 60	WMA 60	EWMA	GARCH	
26.08.1998-18.02.1999	0.88%	0.63%	0.46%	0.27%	0.32%	1.76%
28.06.2002-27.06.2003	0.97%	0.46%	0.34%	0.25%	0.28%	1.85%
21.01.2008-12.06.2008	0.55%	0.29%	0.23%	0.20%	0.17%	1.43%
19.09.2008-08.06.2009	1.19%	0.84%	0.67%	0.42%	0.33%	2.07%
Ø der 4 Zeitabschnitte	0.95%	0.57%	0.43%	0.29%	0.28%	1.83%
Rang	5	4	3	2	1	
Divergenz	2.16	2.88	2.95	2.05	1.96	

Tabelle 4.5: Durchschnittliche Abweichungen der Modelle, Divergenz der Abweichungen und durchschnittliche Volatilität in Phasen hoher Volatilität

Die mittlere Abweichung der beiden besten Modelle von 0.28, respektive 0.29 Prozent entspricht einer Modellgenauigkeit von rund 15 Prozent. Der Abstand zwischen dem zweit und dritt rangierten Modell beträgt 0.14%, während der Abstand zum viert Rangierten weitere 0.14% ausmacht. Die durchschnittlichen Abweichungen des LongTime-Ansatzes (Rang 5) sind im Vergleich zu denjenigen des Klassenbesten mehr als 3 Mal so gross.

$$\frac{\varnothing Abw_{LongTime}}{\varnothing Abw_{GARCH}} = \frac{0.9471\%}{0.2831\%} = 3.3$$

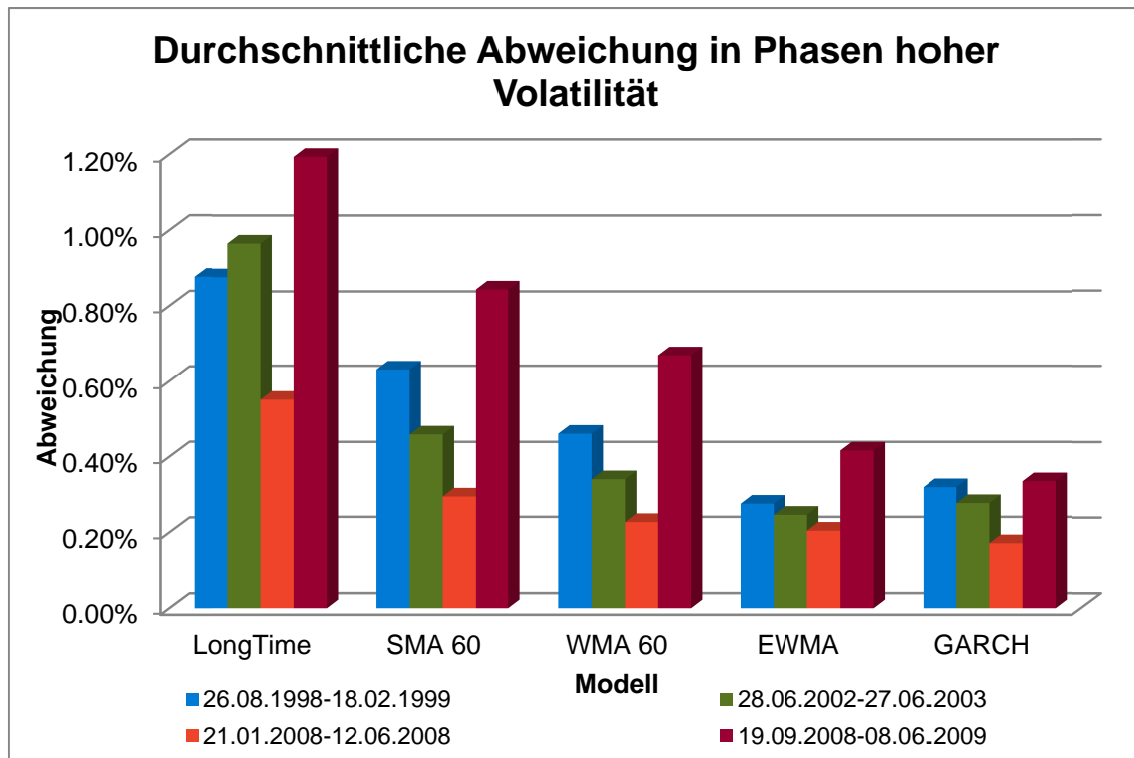


Abbildung 4.2: Durchschnittliche Abweichungen in Phasen hoher Volatilität

Aus der grafischen Darstellung der Resultate ist einfach zu erkennen, dass die vierte Phase vom 19. September 2008 bis zum 8. Juni 2009 bei allen Modellen diejenige Phase war, die die höchsten durchschnittlichen Abweichungen aufweist. Auf der anderen

Seite werden bei sämtlichen Modellen im Zeitraum vom 21. Januar 2008 bis zum 12. Juni 2008 die genauesten Prognosen getroffen. Den besten Divergenz Koeffizienten in hochvolatilen Phasen hat das GARCH-Modell mit einem Wert von 1.96. Auf den hinteren Rängen bezüglich Konstanz landen die SMA 60 und WMA 60 Modelle mit Werten von 2.88 und 2.95.

4.4.3. Resultate der Phasen wechselnder Volatilität

Es wurden sechs Zeitabschnitte als Phasen wechselnder Volatilität definiert. Die besten Prognosen dafür liefert das GARCH-Modell mit einer durchschnittlichen Abweichung von 0.21%. In der folgenden Tabelle sind die gesammelten Resultate sichtbar.

Zeitraum	Ø Abw von Modell					Ø σ_{eff}
	LongTime	SMA 60	WMA 60	EWMA	GARCH	
15.01.1998-02.09.1998	0.27%	0.27%	0.22%	0.18%	0.19%	1.09%
14.03.2001-22.04.2002	0.39%	0.46%	0.36%	0.24%	0.18%	1.16%
26.07.2007-28.01.2008	0.37%	0.33%	0.26%	0.21%	0.19%	1.21%
17.06.2009-01.10.2009	0.13%	0.18%	0.13%	0.12%	0.11%	0.87%
28.06.2011-23.02.2012	0.53%	0.50%	0.37%	0.23%	0.22%	1.31%
01.12.2014-08.09.2015	0.39%	0.51%	0.41%	0.34%	0.29%	1.15%
Ø der 6 Zeitabschnitte	0.37%	0.41%	0.32%	0.23%	0.21%	1.16%
Rang	4	5	3	2	1	
Divergenz	4.23	2.79	3.14	2.88	2.68	

Tabelle 4.6: Durchschnittliche Abweichungen der Modelle, Divergenz der Abweichungen und durchschnittliche Volatilität in Phasen wechselnder Volatilität

Die Abweichung des ungenauesten Modells (SMA 60) ist im Vergleich zum Exaktesten annähernd doppelt so hoch. Der Abstand der besten drei Modelle ist über diese Zeiträume gesehen mit 54.8 Prozent relativ hoch.

$$\frac{\varnothing Abw_{WMA\ 60}}{\varnothing Abw_{GARCH}} - 1 = \frac{0.3196\%}{0.2065\%} - 1 = 54.8\%$$

Dies bedeutet, dass es in Phasen wechselnder Volatilität sehr entscheidend ist, welches Modell für die Prognosen verwendet wird. Der Unterschied zwischen Rang eins und drei ist in Phasen tiefer Volatilität nicht annähernd so gross.

Wie bereits in den Marktphasen mit hoher Volatilität erzielt das GARCH-Modell den besten Divergenz Koeffizienten mit 2.68. Allerdings gilt es zu beachten, dass in den Phasen wechselnder Volatilität das Modell des einfachen gleitenden Durchschnitts (SMA 60) in Bezug auf die Konstanz auf dem zweiten Rang liegt. Weiter sollte nicht ausser Acht gelassen werden, dass die Prognosen des SMA 60 Modells konstant schlecht sind. In drei der sechs Abschnitte liefert das Modell die höchsten durchschnitt-

lichen Abweichungen und in den drei weiteren Phasen die Zweithöchsten. Den instabilsten Wert ergibt das Modell des langfristigen Durchschnitts mit 4.23. Der Wert wäre ohne die sehr geringe Abweichung für den Abschnitt vom 17. Juni 2009 bis zum 1. Oktober 2009 weniger als halb so gross. Diese sehr geringe Abweichung der genauen Prognose ist auch in der Grafik mit den durchschnittlichen Abweichungen klar erkennbar (Weinroter Balken).

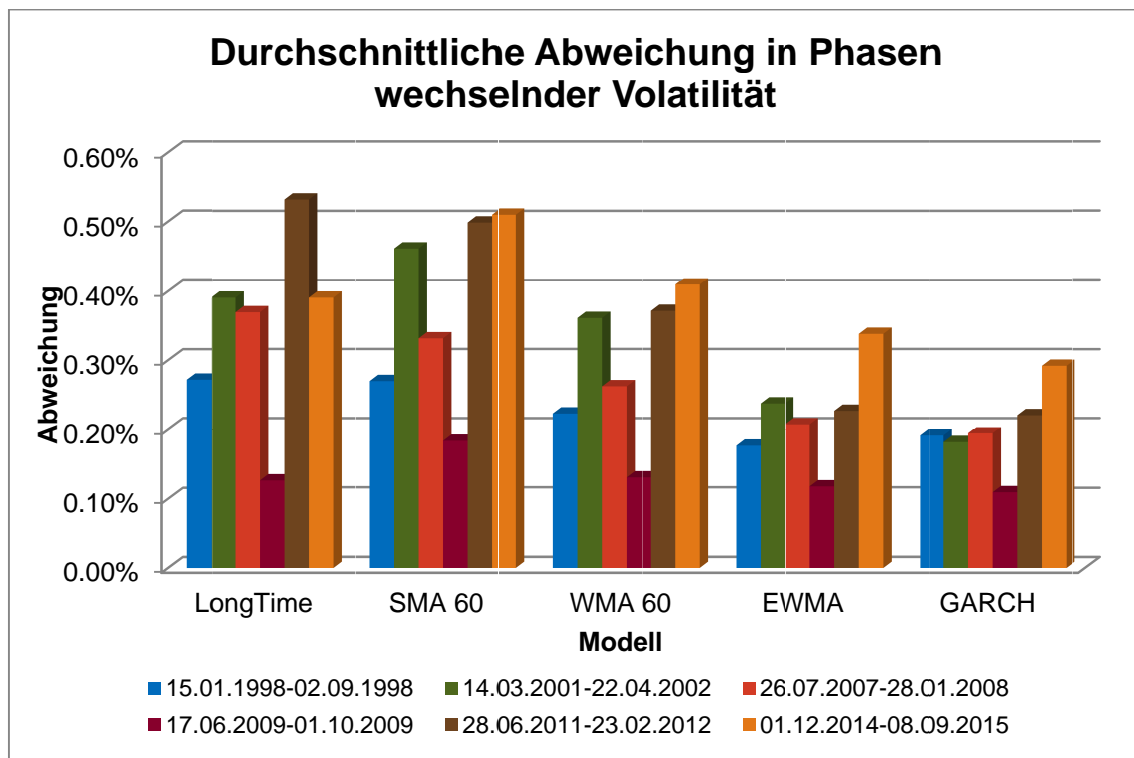


Abbildung 4.3: Durchschnittliche Abweichungen in Phasen wechselnder Volatilität

In der Grafik ist ersichtlich, dass jedes Modell jeweils für die vierte Periode die genauesten Prognosen ablieferte. Bei vier der fünf Methoden ist die letzte Periode (von 01.12.2014 bis 08.09.2015) diejenige, welche am ungenauesten prognostiziert wurde.

4.5. Auswertung der Kategorien und Langzeitphasen

Aus der Tabelle mit der Übersicht der marktphasenübergreifenden Resultate (4.7) kann abgelesen werden, dass das LongTime-Modell in keiner Kategorie einen Spitzenplatz erzielte. Auch die Methode der einfachen gleitenden Durchschnitte kann nur in der Kategorie „tiefe Volatilität“ mit den besten Modellen mithalten. Alle übrigen Topresultate wurden durch die drei weiteren Varianten erzielt.

Kategorie	Ø Abw von Modell					Ø σ_{eff}
	LongTime	SMA 60	WMA 60	EWMA	GARCH	
tiefe Volatilität	0.27%	0.12%	0.11%	0.10%	0.16%	0.63%
hohe Volatilität	0.95%	0.57%	0.43%	0.29%	0.28%	1.83%
wechselnde Volatilität	0.37%	0.41%	0.32%	0.23%	0.21%	1.16%
7 Jahres Abschnitte	0.35%	0.26%	0.21%	0.17%	0.19%	0.97%
Stabilitätsfaktor	28%	21%	24%	35%	58%	

Tabelle 4.7: Durchschnittliche Abweichungen der Modelle, Stabilitätsfaktoren und durchschnittliche Volatilität über unterschiedliche Kategorien

Im Unterschied zu den vorherigen Tabellen wird über die unterschiedlichen Kategorien kein Divergenz Koeffizient gebildet, sondern ein Stabilitätsfaktor. Weil bei allen Modellen die durchschnittliche Abweichung in der Kategorie der tiefen Volatilität am geringsten und der Kategorie der hohen Volatilität am grössten ist, kann als Fehlermass ein Quotient gebildet werden, der diese beiden Werte in ein Verhältnis bringt. Folgende Formel berechnet den Stabilitätsfaktor:

$$\text{Stabilitätsfaktor in Prozent} = \frac{\varnothing \text{ Abweichung}_{\text{Phase tiefer Volatilität}}}{\varnothing \text{ Abweichung}_{\text{Phase hoher Volatilität}}} * 100$$

Das GARCH-Modell ist über die unterschiedlichen Marktphasen betrachtet äusserst stabil. Da der Unterschied der Abweichungen zwischen Phasen hoher und tiefer Volatilität nicht höher ausfällt, kann festgehalten werden, dass mit dieser Methode konstante Prognosen getroffen werden können.

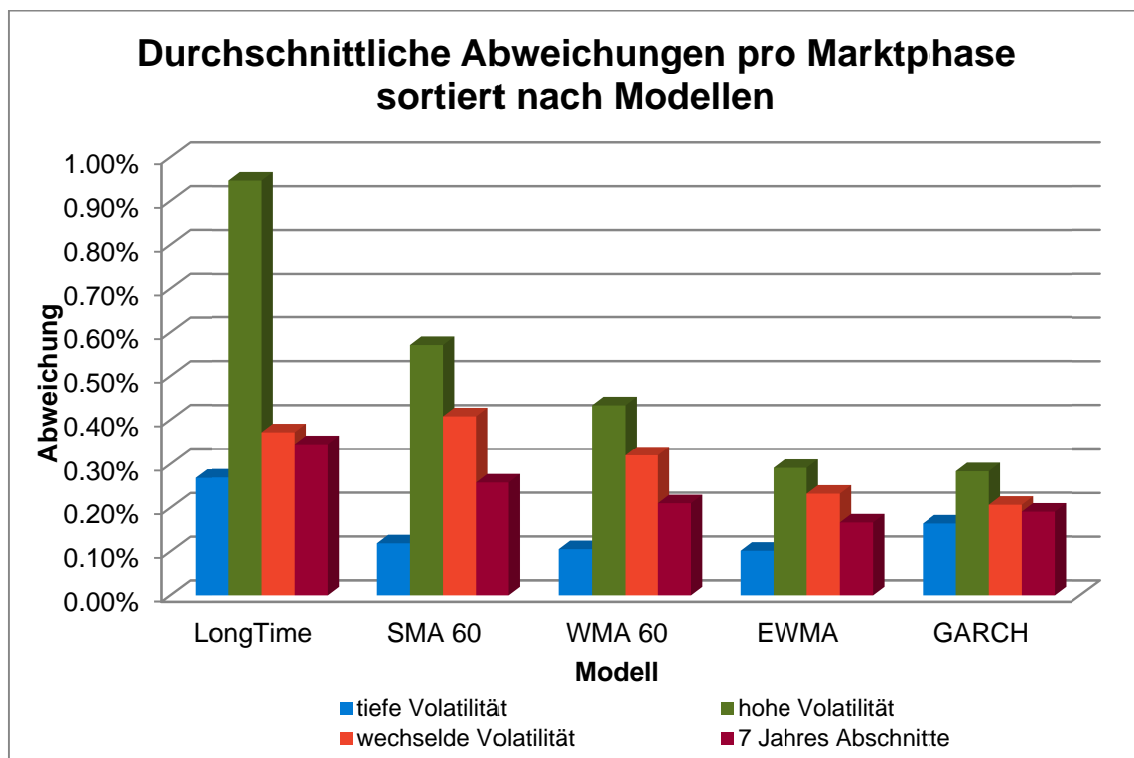


Abbildung 4.4: Durchschnittliche Abweichungen pro Marktphase sortiert nach Modellen

In der graphischen Darstellung der Ergebnisse, sortiert nach Modellen (Abbildung 4.4), ist gut erkennbar, dass die beiden Modelle EWMA und GARCH die besten Resultate liefern. Weiter ist die hohe Stabilität der GARCH-Methode auch optisch sichtbar. Der maximale Unterschied zwischen den Balken ist bei diesem Modell erheblich kleiner als bei den Übrigen.

In der nach Marktphasen sortierten Abbildung (4.5) ist sehr deutlich sichtbar, wie die Abweichungen in den Phasen tiefer Volatilität viel geringer ausfallen, als in den Phasen hoher Volatilität. Dass das Modell des langfristigen Durchschnitts am schlechtesten abschneidet, verdeutlicht auch diese Grafik sehr gut, denn die blauen Balken sind in drei der vier Fälle die Höchsten. Somit kann festgehalten werden, dass diese Methode in der Praxis nicht angewendet werden soll, da sie zu ungenaue Resultate liefert.

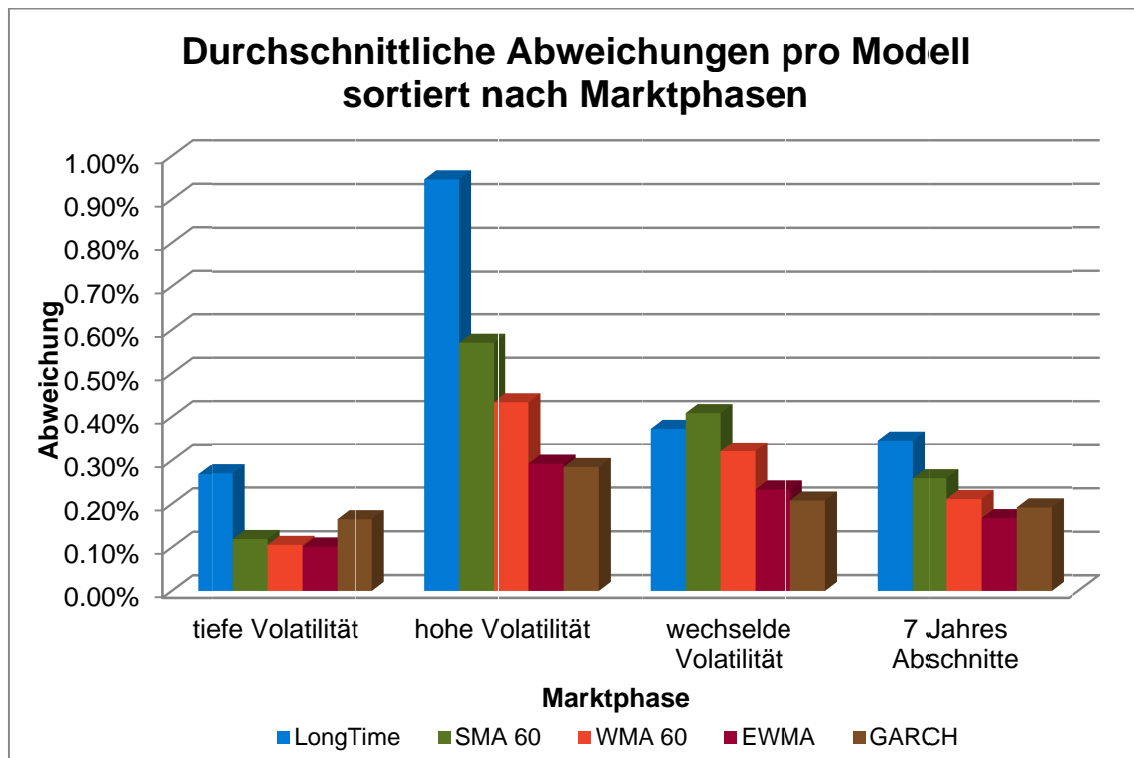


Abbildung 4.5: Durchschnittliche Abweichungen pro Modell sortiert nach Marktphasen

Die im Vergleich zu den anderen dynamischen Modellen hohe Abweichung des GARCH-Ansatzes in Phasen tiefer Volatilität ist in dieser Abbildung ebenfalls gut zu erkennen.

4.6. Grafische Darstellung der Abweichungen für den Zeitraum 28. Juni 2011 – 23. Februar 2012

Für eine weitere Analyse werden die Prognosen einzelner Zeiträume graphisch dargestellt. Abbildung 4.6 zeigt in Rot die effektive tägliche Volatilität, welche aufgrund der

15 Handelstage vor und nach dem Stichtag berechnet wird. Es ist zu erkennen, dass die Volatilität zu Beginn kleiner als 1 Prozent pro Tag ist, dann ansteigt auf über 2.5 Prozent und schliesslich wieder tief bei circa 0.7 Prozent endet. Es handelt sich dabei um eine Phase wechselnder Volatilität.

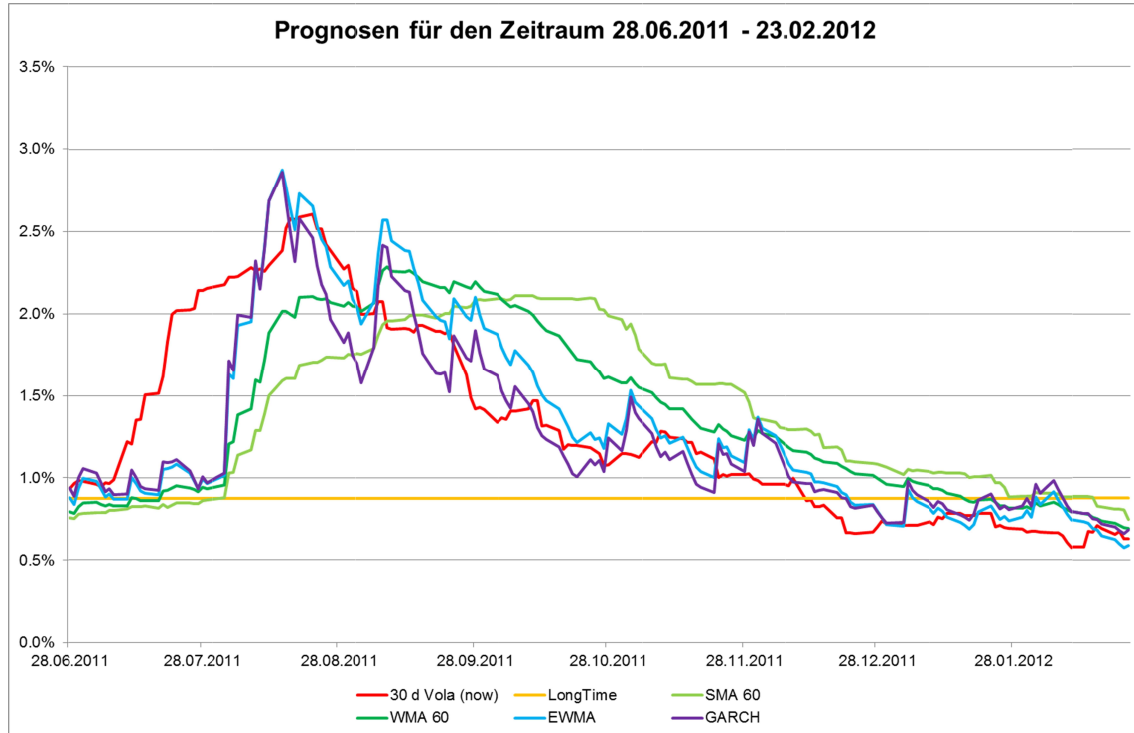


Abbildung 4.6: Vergleich der Prognosen für den Zeitraum 28.06.2011 – 23.02.2012

Ziel der fünf Modelle ist es, so nahe wie möglich an dieser Kurve zu liegen. Die Prognose des langfristigen Durchschnitts wird durch die gelbe Linie dargestellt, welche konstant 0.88 Prozent beträgt. Die hellgrüne Linie zeigt die Prognosen, welche mit dem Modell des einfachen gleitenden Durchschnitts erstellt werden. Diese Kurve reagiert im Vergleich zur Gelben (LongTime), allerdings erfolgt der Wechsel zu höherer Volatilität am langsamsten und auch der Rückgang auf ein tieferes Niveau dauert bei diesem Modell am längsten. Die dunkelgrüne Linie stellt die Prognosen des gewichteten Modells dar. Dieses Modell reagiert bereits schneller auf Veränderungen. Den beiden grünen Modellen dienen die Renditen der vergangenen 60 Handelstage als Grundlage. Allerdings werden beim dunkelgrünen die jüngeren Daten stärker gewichtet als die älteren und so reagiert dieses Modell bei einer Veränderung der Volatilitätsstärke schneller als das ungewichtete hellgrüne Modell. Die beiden reaktionsschnellsten Modelle sind das exponentiell gewichtete (EWMA) und das GARCH-Modell. Der Verlauf dieser Kurven ist ähnlich, jedoch nicht identisch. Dass diese beiden Modelle für den besagten Zeitraum die genauesten Prognosen liefern lässt diese Grafik bereits erahnen.

In der Abbildung der Abweichungen der Prognosen von der effektiven Volatilität werden die täglichen absoluten Abweichungen dargestellt. In Kapitel 4.2 wurde die Berechnungsmethodik dieser Werte erklärt. In Rot wird erneut die effektive Volatilität dargestellt. Ziel der Modelle ist es nun, nicht mehr so nah wie möglich an der roten Kurve zu liegen, sondern einen so geringen Ausschlag wie möglich zu erzielen.

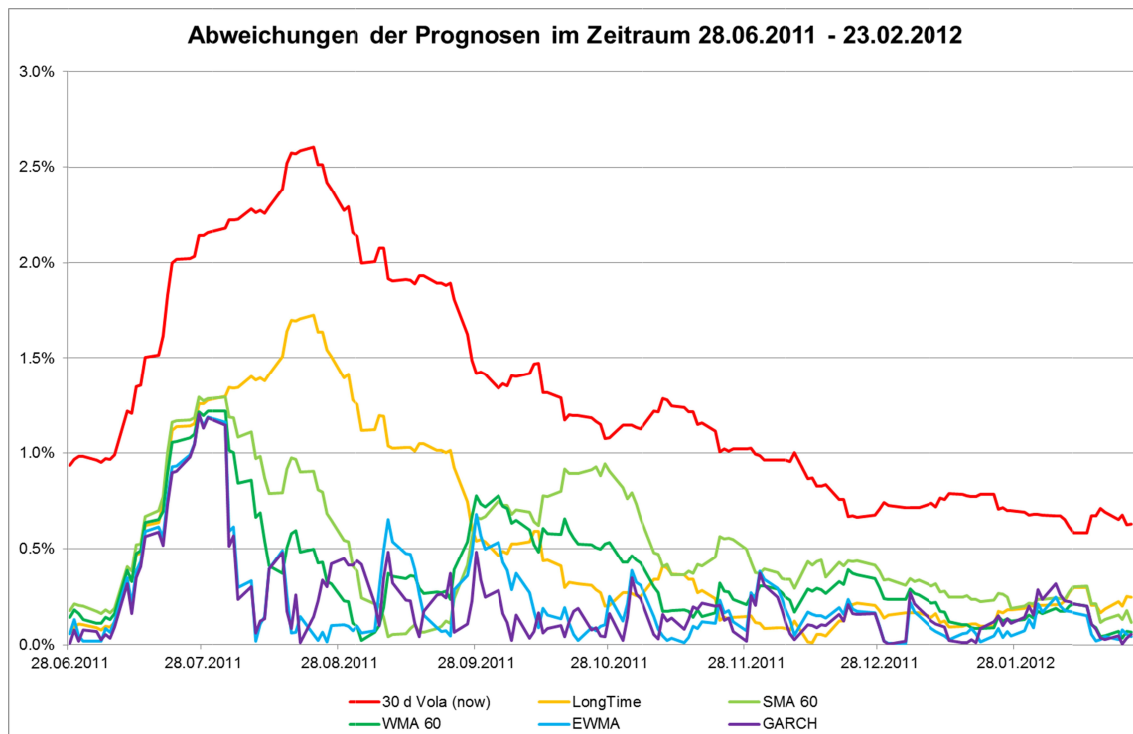


Abbildung 4.7: Vergleich der Abweichungen der Prognosen für den Zeitraum 28.06.2011 – 23.02.2012

Die Farben der Kurven wurden analog zur letzten Illustration gewählt. Da das Modell des langfristigen Durchschnitts starr in der Prognosebildung ist, steigt die Abweichung zwischen Prognose und effektiver Volatilität an, sobald diese grösser wird und umgekehrt. So bleibt der Abstand zwischen der roten und gelben Kurve fix 0.88 Prozent. Dies ist jedoch nur dann der Fall, wenn die effektive Volatilität höher ist als der langfristige Durchschnitt. Wenn sie tiefer ist, was in der Grafik ca. ab Anfang Dezember 2011 der Fall ist, tritt ein neues Phänomen auf. Je kleiner die effektive Volatilität wird, umso grösser wird die Abweichung des langfristigen Durchschnitts und umso näher kommen sich die Kurven.

Während des ersten Monats steigt die Abweichung bei allen Modellen an. Ein Grund dafür ist, dass die effektive Volatilität aufgrund der 15 vergangenen und 15 zukünftigen Handelstage berechnet wird. Somit reagiert die effektive Volatilität schneller auf starke

positive oder negative Renditen als dies bei den Modellen mit historischen Daten möglich ist.

Auffallend ist zudem, dass die hellgrüne Kurve des einfachen gleitenden Durchschnitts nicht nur Ende Juni eine Abweichung von mehr als einem Prozent aufweist, sondern auch Ende Oktober knapp ein Prozent neben der effektiven Volatilität liegt, während sämtliche anderen Modelle deutlich weniger abweichen.

Auch die Grafik der kumulierten Abweichungen (Abbildung 4.8) zeigt, dass zu Beginn der Periode noch sämtlich Modelle in ähnlichem Ausmass neben den korrekten Werten liegen. Allerdings ist im weiteren Verlauf klar zu erkennen, wie das EWMA und GARCH Modell den übrigen Modellen im Kriterium Prognosegenauigkeit klar überlegen sind. Der Unterschied zwischen der erst- und zweitplatzierten Methode ist sehr gering.

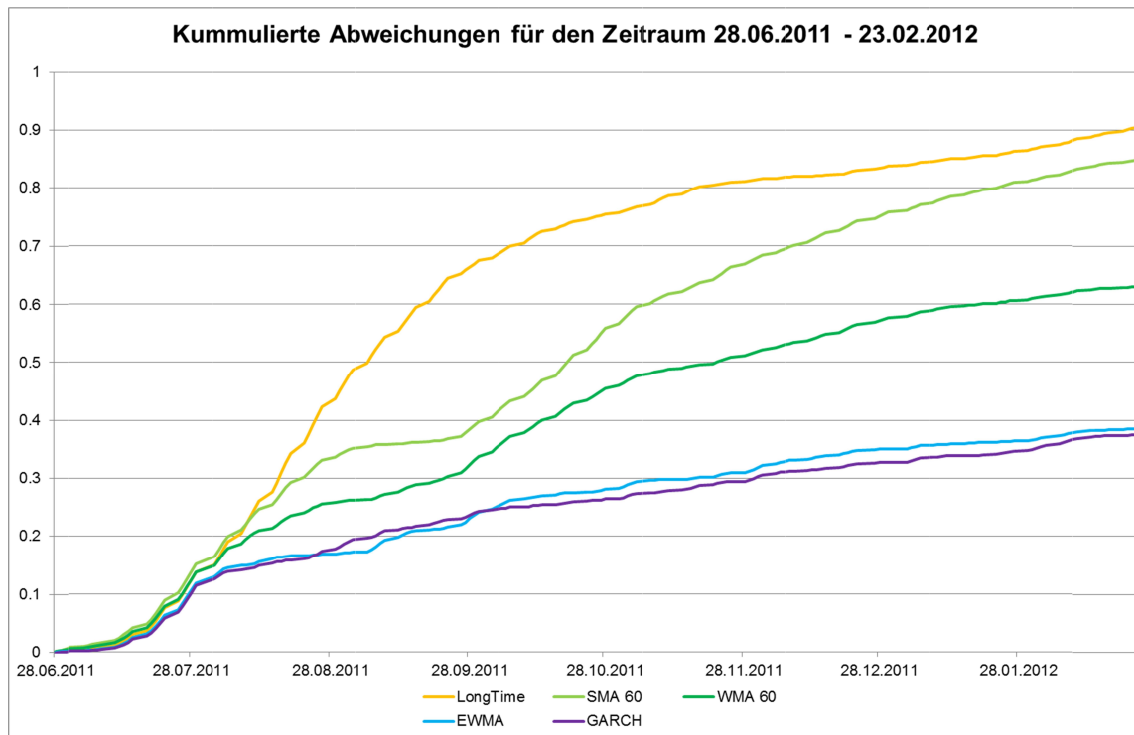


Abbildung 4.8: Kumulierte Abweichungen der Prognosen für den Zeitraum 28.06.2011 – 23.02.2012

Erstaunlich ist, dass der Unterschied zwischen dem ungewichteten und dem gewichteten gleitenden Durchschnitt am Ende so gross ist, obwohl in der Mitte des Zeitraumes die Differenz noch relativ klein war. Das WMA 60 Modell ist jedoch in der zweiten Hälfte der Periode genauer. In diesem Zeitabschnitt reduzierte sich die effektive Volatilität kontinuierlich. Dies zu prognostizieren gelang dem gewichteten Modell besser.

4.7. Sensitivität der Modelle und Verzögerungseffekt

Die Abbildung 4.9 zeigt die unterschiedliche Sensitivität der Modelle und den Verzögerungseffekt zwischen der zentrierten Volatilität aus 30 Handelstagen und der rein historischen Volatilität. Zusätzlich zu den bisherigen Illustrationen werden in dieser Abbildung (4.9) die absoluten täglichen Renditen mit der schwarz gepunkteten Linie angezeigt. Weiter wird mit der orangen Linie die durchschnittliche Tagesvolatilität der vergangenen 60 Handelstage dargestellt.

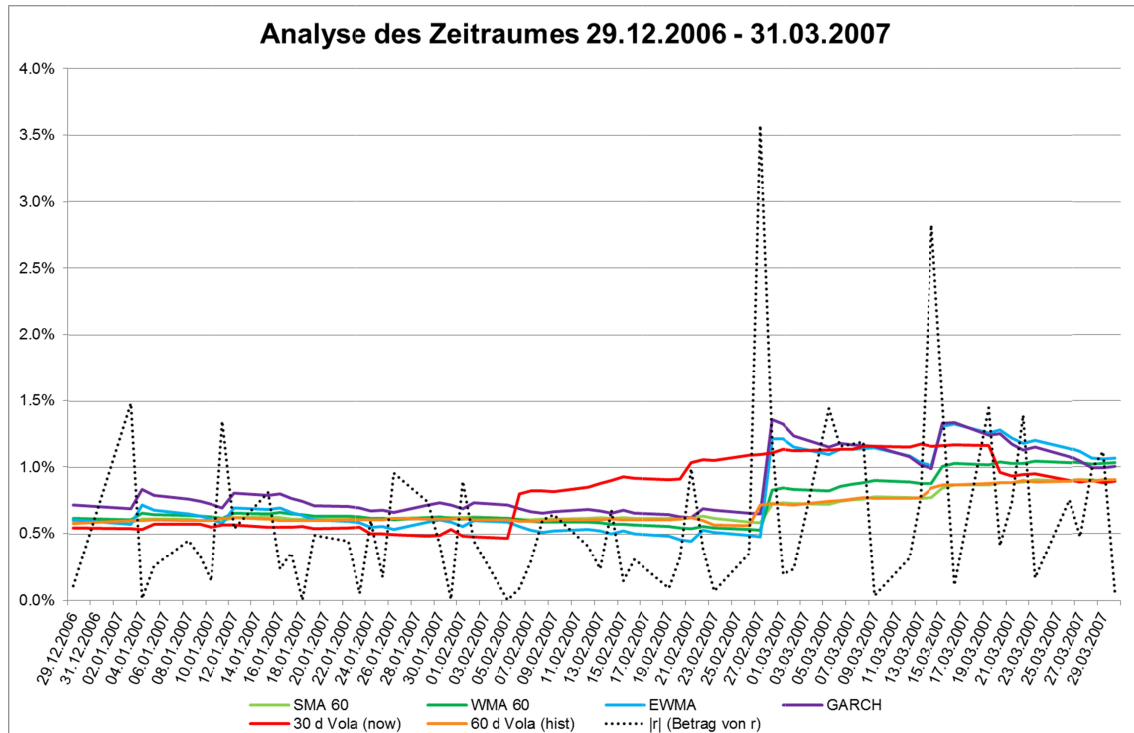


Abbildung 4.9: Prognosen, effektive Volatilität, historische Volatilität und absolute Renditen im Zeitraum 29.12.2006 – 31.03.2007

Der starke Ausschlag vom 27. Februar 2007 ist in der Kurve der absoluten Renditen gut ersichtlich. Jedoch ist der Einfluss davon auch in der roten Kurve ersichtlich, denn diese springt am 6. Februar (15 Handelstage früher) von ungefähr 0.5% auf 0.8%. Dies bedeutet eine um 60 Prozent höhere Tagesvolatilität, von einem Tag auf den Anderen. Da die Prognosemodelle jedoch nur auf den historischen Daten basieren, ist bei diesen der Anstieg erst am 28. Februar zu sehen. Insbesondere das EWMA- und das GARCH-Modell verzeichnen an besagtem Tag einen sprunghaften Anstieg. Die anderen beiden gleitenden Durchschnitte steigen ebenfalls an, jedoch weniger deutlich.

In der Abbildung ist zu sehen, dass die hellgrüne Kurve des SMA 60 sehr nahe an der orangenen Kurve liegt. Beide Kurven werden aufgrund von 60 Tagesrenditen berechnet. Die Unterschiede in der Berechnung der Kurven sind die Verschiebung um einen Han-

delstag und die Tatsache, dass die orange Kurve die sehr geringen mittleren Abweichungen $E(r)$ berücksichtigt, während das Modell des einfachen gleitenden Durchschnitts diese Werte nicht einbezieht.

Am 20. März 2007 ist bei der roten Kurve eine deutliche Verringerung zu sehen, da der starke Ausschlag für die Berechnung der effektiven Volatilität nun nicht mehr mitberücksichtigt wird. Der starke Ausschlag vom 27. Februar 2016 liegt zu diesem Zeitpunkt 16 Handelstage zurück.

→ Die Ergebnisse zeigen, dass eine unterschiedliche Menge an Daten für den Modelllaufbau zu Abweichungen in den Modellparametern führen kann. Die Analyse der Ergebnisse zeigt, dass die Prognosegenauigkeit in den verschiedenen Marktphasen unterschiedlich ist und dass die Abweichungen bei einzelnen Modellen stärker schwanken, als bei anderen. Zudem reagieren einzelne Modelle schnell auf Veränderungen, während andere sich eher träge ändern. Welches der untersuchten Modelle sich für die Prognosen der Volatilität am besten eignet, wird im Fazit erläutert.

5. Fazit

Es folgen die Erkenntnisse und die daraus resultierende Handlungsempfehlung der Untersuchung.

5.1. Erkenntnisse

Die Ergebnisse dieser Arbeit werden abschliessend zusammengefasst und wo möglich mit den Forschungsergebnissen der in der Einleitung erwähnten Autoren verglichen und auf Übereinstimmung überprüft.

- Nach den diversen Untersuchungen kann festgehalten werden, dass die verschiedenen Methoden unterschiedliche Resultate lieferten. Um die Volatilität am Schweizer Aktienmarkt zu prognostizieren, konnte weder mit dem LongTime-Ansatz noch mit den Modellen der ungewichteten oder linear gewichteten gleitenden Durchschnitte zuverlässige Vorhersagen getroffen werden. Dies steht im Gegensatz zur Veröffentlichung von Stephen Figlewski (1994), welcher die langfristige Volatilität aus der Vergangenheit dem GARCH-Modell vorzieht. Grund dafür könnte sein, dass damals die technischen Möglichkeiten beschränkt waren.

- Die besten Prognosen für die Volatilität am Schweizerischen Aktienmarkt konnten mit dem Modell der exponentiell gewichteten gleitenden Durchschnitte und mit dem GARCH-Modell getroffen werden. Dies bestätigen auch die Forschungsergebnisse von Freund und Chu aus dem Jahre 1996. Die beiden Wissenschaftler amerikanischer Universitäten publizierten, dass Prognosen, welche mit GARCH-Modellen erstellt werden, genauer seien als solche, welche mit einfachen gleitenden Durchschnitten getroffen werden (Freund und Chu, 1996).

- Bei Betrachtung des gesamten untersuchten Zeitraumes fielen die Abweichungen der EWMA-Methode ein wenig kleiner aus als diejenigen des GARCH-Ansatzes. Der Artikel von Hansen und Lunde im Journal of Applied Econometrics (2005) besagt, dass es Modelle gibt, welche genauere Prognosen für die Volatilität von Aktienmärkten liefern, als es mit dem GARCH-Modell möglich ist. Im Widerspruch dazu stehen die Resultate der Untersuchungen von Louis Ederington und Wei Guan. Die beiden Forscher veröffentlichten in ihrem Bericht, dass GARCH-Modelle prinzipiell bessere Prognosen bezüglich Volatilität liefern als exponentiell gewichtete gleitende Durchschnitte (Ederington und Guan, 2004). Da die Unterschiede der Abweichungen der beiden Methoden in

dieser Arbeit gering ausfielen, möchte der Autor keine Stellung beziehen zu den sich widersprechenden Aussagen der oben genannten Untersuchungen.

Zu allen folgenden weiteren Erkenntnissen dieser Arbeit wurden keine Ergebnisse von den zitierten Autoren (siehe Einleitung) gefunden. Diese Erkenntnisse basieren daher allesamt nur auf dieser Studie.

- Je öfter die dem GARCH-Modell zugrunde liegenden Parameter neu ermittelt werden, umso genauer fallen die Resultate aus.
- Bei den Ergebnissen wurde ersichtlich, dass in Phasen hoher oder wechselnder Volatilität die Prognosen mit dem GARCH-Modell am genauesten getroffen wurden. Bei schwach volatilen Phasen wurden die Prognosen mit dem EWMA-Ansatz am exaktesten getroffen. Somit ist für die Wahl der geeignetsten Methode entscheidend, wie volatil der Aktienmarkt während des Prognosezeitraumes ist.
- Gemessen am Stabilitätsfaktor lieferte das GARCH-Modell, von den in dieser Arbeit untersuchten Modellen, die stabilsten Prognosen.
- Die Sensitivität der Methoden ist sehr unterschiedlich. Die GARCH und EWMA Modelle reagieren auf Schwankungen des Vortages viel schneller, als dies die übrigen untersuchten Modelle tun.

Ob in Zukunft mit gleichen oder ähnlichen Ergebnissen gerechnet werden darf, kann an dieser Stelle weder bestätigt noch widerlegt werden. Fest steht, dass die Ergebnisse für den Swiss Performance Index im Zeitraum von 1995 bis 2015 gültig sind. Es ist daher grundsätzlich möglich, dass sich bei einem anderen Index und / oder einem anderen Zeitraum andere Resultate ergeben.

5.2. Handlungsempfehlung

Eine Empfehlung, welches Modell zur Prognosebildung verwendet werden soll, kann nur bedingt abgegeben werden. Aufgrund der Resultate wird deutlich, dass die Wahl des Modells unter Berücksichtigung der aktuellen Volatilität und einer Marktprognose geschehen soll. Folgende Tabelle zeigt die jeweiligen Modellempfehlungen.

Aktuelle Volatilität	Vermutung für zukünftige Volatilität	Modell-empfehlung
tief	tief	EWMA
tief	mittel oder hoch	GARCH
mittel	tief oder mittel	EWMA
mittel	hoch	GARCH
hoch	tief, mittel oder hoch	GARCH

Tabelle 5.1: Entscheidungsmatrix für Modellwahl

Bei der Wahl des GARCH-Modells muss jeweils berücksichtigt werden, dass die GARCH-Parameter periodisch neu ermittelt werden sollten um genaue Prognosen zu gewährleisten. Bei der Wahl des EWMA-Modells genügt hingegen eine einmalige Parameterschätzung.

Müssen für einen neuen Markt Volatilitätsprognosen getroffen werden, kann dies mit einem GARCH-Modell nicht getan werden, da für die Parameterschätzung historische Daten benötigt werden. Auch das EWMA-Modell basiert auf historischen Daten, da eine Ausgangsvolatilität benötigt wird. Diese Ausgangsvolatilität kann jedoch auch geschätzt werden und dann kann bei diesem Modell eher auf historische Daten verzichtet werden.

Hier zeigt sich, dass die unterschiedlichen Modelle ihre jeweiligen Stärken und Schwächen aufweisen und es daher wichtig ist, der Situation entsprechend das geeignete Modell auszuwählen. Mit der durchgeführten Studie über den langen Beobachtungszeitraum konnten aussagekräftige Erkenntnisse gewonnen werden, welche zu den oben erwähnten Empfehlungen führten.

VII. Literaturverzeichnis

- Basler Ausschuss für Bankenaufsicht (1996). *Änderung der Eigenkapitalvereinbarung zur Einbeziehung der Marktrisiken*. Basel
- Black, F. & Scholes, M. (1973). The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *The Journal of Political Economy*, 3 (81), S. 637-654
- Bloomberg, L. P. (2016). *Schlusskurse des Swiss Performance Indices für den Zeitraum 01.01.1988 bis 29.02. 2016*. Abgerufen am 9. März 2016 aus der Bloomberg-Datenbank.
- Bodie, Z., Kane, A. & Marcus, A. J. (2013). *Essentials of Investments*. 9. Auflage. New York: McGraw-Hill.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedacity. *Journal of Econometrics*. (31), S. 307-327
- Camm, J., Cochran, J., Fry, M., Ohlmann, J., Anderson, D., Sweeney, D. & Williams, T. (2015). *Essential of Business Analytics*. 1. Auflage. Stamford: Cengage Learning
- Ederington, L. H. & Guan, W. (2004). *Forecasting Volatility*. Working Paper. University of Oklahoma
- Figlewski, S. (1994). *Forecasting Volatility Using Historical Data*. 1. Auflage. New York: New York University Salomon Center, Leonard N. Stern School of Business
- Finanzen.ch (2016). *Charttool SPI*. Abgerufen am 12. März 2016 von <http://www.finanzen.ch/index/charttool/SPI>
- Freund, S. & Chu, S.-H. (1996). Volatility Estimation for Stock Index Options: A GARCH Approach. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 4 (36), S. 431-450
- Georgii, H.-O. (2009). *Stochastik: Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik*. 4. Auflage. Berlin: De Gruyter Lehrbuch

- Hansen, P. R. & Lunde, A. (2005). A forecast comparison of volatility models: does anything beat a GARCH(1,1)? *Journal of Applied Econometrics* (20), S. 873-889
- Hull, J. C. (2012). *Optionen, Futures und andere Derivate*. 8. Auflage. München: Pearson.
- J.P. Morgan & Reuters (1996). *RiskMetrics – Technical Document*. 4. Auflage. New York: Morgan Guaranty Trust Company
- Kakushadze, Z. (2014). Mean-Reversion and Optimization. *Journal of Asset Management*, 1 (16), S. 14-40
- Lee, C.-F., Lee, A. C. & Lee, J. (2010). *Handbook of quantitative finance and risk management*. 3. Auflage. New York: Springer.
- Mazzoni T. (2011). *Zeitreihenanalyse*. Abgerufen am 29. März 2016 von http://www.fernuni-hagen.de/imperia/md/content/lis_statistik/zeitreihenskript_als_ke2.pdf
- Monteiro, P. (2004). Forecasting Hedge Funds Volatility: A Risk Management Approach. Working Paper. Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa - Instituto Universitário de Lisboa
- Nadarajah, S. (2005). A generalized normal distribution. *Journal of Applied Statistics*, 7 (32), S. 685-694
- O'Hara, M. & Oldfield, G. S. (1986). The Microeconomics of Market Making. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 4 (21), S. 361-376

VIII. Anhang



Abbildung VIII.1: Chart SPI 09.10.1989 – 23.10.1989 (Finanzen.ch, 2016)



Abbildung VIII.2: Chart SPI 31.07.1990 – 11.08.1990 (Finanzen.ch, 2016)



Abbildung VIII.3: Chart SPI 12.08.1991 – 26.08.1991 (Finanzen.ch, 2016)



Abbildung VIII.4: Chart SPI 29.09.1998 – 13.10.1998 (Finanzen.ch, 2016)



Abbildung VIII.5: Chart SPI 04.09.2001 – 18.09.2001 (Finanzen.ch, 2016)



Abbildung VIII.6: Chart SPI 29.09.2008 – 17.10.2008 (Finanzen.ch, 2016)



Abbildung VIII.7: Chart SPI 08.01.2015 – 22.01.2015 (Finanzen.ch, 2016)